

# RECONOCIMIENTO AUTOMÁTICO DE SISMOS UTILIZANDO DYNAMIC TIME WARPING (DTW)Y SUPERDICCIONARIO WP+CP

Informe final para optar al título de magister en Ingeniería Eléctrica

Estudiante investigadora: Sandra Liliana Alzate Plaza

Director: Dr. Alvaro Angel Orozco



Universidad Tecnológica de Pereira

Facultad de Ingenierías Eléctrica, Electrónica, Física y Ciencias de la  
Computación

Maestría en Ingeniería Eléctrica - Línea de automática Grupo de Investigación  
en Control e Instrumentación

Pereira-Risaralda 2015

# Índice

<b>1. Agradecimientos</b>	<b>7</b>
<b>2. Resumen</b>	<b>9</b>
<b>3. Abstract</b>	<b>11</b>
<b>4. Introducción</b>	<b>13</b>
<b>5. Planteamiento del problema y justificación</b>	<b>17</b>
5.1. Justificación . . . . .	17
5.1.1. Pertinencia . . . . .	17
5.1.2. Viabilidad . . . . .	18
5.1.3. Impacto . . . . .	19
<b>6. Objetivos</b>	<b>21</b>
6.1. General . . . . .	21
6.2. Específicos . . . . .	21
<b>7. Antecedentes Bibliográficos</b>	<b>22</b>
7.1. Método de filtrado de señales sísmicas por medio de la umbralización de coeficientes wavelet . . . . .	22
7.2. Método de representación dispersa por medio de diccionarios y superdiccionarios . . . . .	23
7.3. Método Dynamic Time Warping (DTW) y Canonical Time Warping (CTW) . . . . .	25
<b>8. Marco conceptual</b>	<b>27</b>
8.1. Análisis clásico de señales variables en el tiempo . . . . .	27
8.1.1. Señal de potencia y energía . . . . .	27
8.1.2. Transformada de tiempo corto de Fourier . . . . .	27
8.2. Análisis dinámico de señales . . . . .	28
8.2.1. Umbralización rígida y suave . . . . .	29
8.2.2. Representación dispersa de señales utilizando wavelets packet y superdiccionarios . . . . .	30
8.2.3. Dynamic Time Warping (DTW) . . . . .	33
8.2.4. Canonical Time Warping (CTW) . . . . .	36
<b>9. Materiales y métodos</b>	<b>38</b>
9.1. Base de Datos . . . . .	38
9.2. Caja de herramientas . . . . .	40
9.2.1. Matlab R2013a . . . . .	40
9.2.2. Herramienta para representaciones dispersas y diccionarios . . . . .	40
9.2.3. Librería DTW . . . . .	40
9.2.4. Librería CTW . . . . .	41

<b>10. Metodología para el reconocimiento de señales sísmicas</b>	<b>41</b>
10.1. Método de umbralización . . . . .	42
10.2. Método representación dispersa utilizando diccionarios . . . . .	43
10.3. Método Dynamic Time Warping . . . . .	44
<b>11. Resultados experimentales y discusión</b>	<b>46</b>
11.1. Resultados utilizando métodos clásicos . . . . .	47
11.2. Resultados utilizando umbralización . . . . .	48
11.3. Resultados representación dispersa . . . . .	51
11.4. Resultados Deformación Dinámica en el Tiempo (DTW) y De- formación Canónica en el Tiempo (CTW) . . . . .	52
11.5. Discusión . . . . .	55
<b>12. Conclusiones</b>	<b>56</b>

## Índice de figuras

1.	Ejemplo alineamiento del vector $X(t)$ y $Y(t)$ . (a) Representación de las funciones $X(t)$ y $Y(t)$ . (b) Medición de la distancia entre los puntos de $X(t)$ y $Y(t)$ , búsqueda del camino optimo. (c) Camino optimo representado en los índices de posición, desde la posición (1,1) hasta (m,n). Fuente: presentación propia de los autores. . . . .	34
2.	Forma gráfica de cómo llenar la matriz de costos. Primero se empieza el recorrido hallando las distancias en la posición (1,1),se llenan todas la columna 1 (incremento consecutivo en la fila), luego se incrementa la columna en 1 (posición (1,2)) y se llena toda la columna (incremento consecutivo en todas las filas) y se hace iterativo el proceso hasta que toda la matriz este llena. Fuente: presentación propia de los autores. . . . .	35
3.	Construcción de la trayectoria óptima. A partir de la matriz de correlación o similitud construida, se para en la última posición de la matriz, posición (i,j) y desde ahí se va construyendo la trayectoria, a partir de la suma acumulada de los vecinos hasta llegar a la posición (1,1), la trayectoria definida es la suma acumulada mínima. Fuente: presentación propia de los autores. . . . .	36
4.	Ubicación de las diferentes estaciones de la red sismológica OSQ. En recuadro verde se muestran las estaciones de Peñas blancas (CCAL) y Caicedonia (CAIC), escogidas para la base de datos utilizada. Fuente: presentación del OSQ. . . . .	39
5.	Diagrama en bloques metodología reconocimiento de señales sísmicas. se divide en 5 bloques. 1. BD de las señales sísmicas dividida en 3 clases, sismos locales 240 señales, sismos regionales 240 señales, telesismos 240 señales. 2. el preprocesamiento de la señal, la cual se hizo en el OSQ, donde las señales son ajustadas a 0. 3. Caracterización de las señales sísmicas, objetivo de este trabajo. 4. Análisis de relevancia, por medio de descriptores estadístico o analisis de correlación de acuerdo con el método aplicado. y 5. Aprendizaje, el cual se realiza por medio de una SVM. Fuente: presentación propia de los autores. . . . .	41
6.	Diagrama en bloques metodología propuesta para el filtrado de señales sísmicas utilizando umbralización suave y rígida. Primero se extraen los coeficientes wavelet y con estos se puede escoger dos opciones: una, aplicar la función de umbralización rígida o suave y extraer descriptores estadísticos (energía, varianza, mínimo y máximo) y clasificar. y la otra, seleccionar un umbral ( universal, SURE heurístico, SURE riguroso o minimax), ponderar (global o por nivel), aplicar la función de umbralización, extraer descriptores estadísticos y clasificar. Fuente: presentación propia de los autores. . . . .	43

7. Diagrama en bloques de la metodología para la representación de señales dispersas utilizando diccionarios wavelets (WP) y coseno packet (CP) y superdiccionarios WP + CP. Se toma una señal sísmica de la base de datos, se compara con un diccionario o super diccionario, se descompone la señal mediante cualquiera de los métodos planteados, se hallan los coeficientes mínimos que mejor represente la señal (átomo) estas son las características de la señal, se generan descriptores estadísticos y finalmente se pasa por un clasificador SVM. Fuente: presentación propia de los autores. . . . . 44
8. Diagrama en bloques de la metodología DTW. Se toma la base de datos de una sola clase, se halla el sismo de menor longitud (este sismo es el modelo al que todos se van a ajustar), se toma un sismo de la base de datos, se crea una matriz de costo, sobre la matriz de costo, se obtiene un vector de trayectoria, desde la cola hasta el inicio de la matriz de costo, esta trayectoria representa las características. Este procedimiento se realiza sobre las 3 clases de sismos. Por último se pasa por un clasificador SVM. Fuente: presentación propia de los autores. . . . . 45
9. Diagrama en bloques de la metodología CTW. Se toma la base de datos de una sola clase, se halla el sismo de menor longitud (este sismo es el modelo al que todos se van a ajustar), se toma un sismo de la base de datos, se crea una matriz de costo, se realiza un análisis de correlación canónica (CCA), sobre la matriz de costo resultante, se obtiene un vector de trayectoria (minimizando el costo), desde la cola hasta el inicio de la matriz de costo, esta trayectoria representa las características. Este procedimiento se realiza sobre las 3 clases de sismos. Por último se pasa por un clasificador SVM. Fuente: presentación propia de los autores. . . 46
10. Método Umbralización rígida, ponderada, universal. Regrepresentación gráfica de 70 coeficientes obtenidos mediante la transformada wavelet discreta, de un sismo local, y la umbralización. Los coeficientes por debajo del umbral determinado son ajustados a 0 y los coeficientes por encima de un umbral se ajustan de acuerdo a una ponderación suave. Fuente: presentación propia de los autores. 50
11. Ejemplo DTW en 2 señales sísmicas locales. Variación características STFT. Fuente: presentación propia de los autores. . . . . 54

## Índice de cuadros

1.	Estado del arte acerca de la utilización de métodos de umbralización para la caracterización de señales sísmicas. . . . .	23
2.	Estado del arte acerca de la utilización de métodos de representación dispersa utilizando diccionarios CP y WP y superdiccionario Cp+WP . . . . .	25
3.	Estado del arte acerca de la utilización de métodos de representación dispersa utilizando DWT y CTW . . . . .	26
4.	Resultados clasificación para grupo multiclase Local- Regional- Telesismo, utilizando STFT. . . . .	47
5.	Resultados clasificación para grupo multiclase Local- Regional- Telesismo, utilizando wavelet discreta. . . . .	48
6.	Método Umbralización de los coeficientes wavelet. Resultados clasificación para grupo multiclase Local- Regional y Telesismo, con clasificador SVM. . . . .	49
7.	Método de representación dispersa utilizando diccionarios. Resultados clasificación para grupo multiclase sismo Local - Regional - Telesismo, con clasificador SVM . . . . .	51
8.	Método de representación dispersa utilizando super diccionario. Resultados clasificación para grupo multiclase sismo Local - Regional - Telesismo, con clasificador SVM . . . . .	52
9.	Método DTW y CTW. Resultados clasificación para grupo multiclase sismo Local - Regional - Telesismo, con clasificador SVM . . . . .	53
10.	Resumen de los resultados de los mejores métodos para clasificación multiclase sismos locales- regionales y telesísmos . . . . .	55

## 1. Agradecimientos

Quiero agradecer sinceramente a aquellas personas que compartieron sus conocimientos conmigo para hacer posible la culminación de esta tesis. A mis profesores de maestría, a mi director de tesis Doctor Álvaro Ángel Orozco, a mi asesor, colega y amigo Hernan Felipe García por su apoyo personal y académico, al Observatorio Sismológico de la Universidad del Quindío y en él a los ingenieros Hugo Monsalve y Juan Carlos Zorrilla, por proporcionar la base de datos aquí utilizada.

Gracias a todos ellos.

## Dedicatorias

A Dios, quien nunca me abandona, él es mi fuerza vital en cada paso que doy por la vida.

A mi hijo Eric Santiago por todas las veces que sacrifiqué de su tiempo: Hijo, ahora si me merezco tu gran abrazo! Se que no va a ser en vano, hijo.

A mis padres por su apoyo incondicional, por darme esa palabra de aliento cada vez que lo necesité. Sin ustedes no habría sido posible este logro!

A mi amiga y compañera de estudio Marisol Gómez, por el apoyo mutuo en todo este proceso.



## 2. Resumen

El conocimiento del interior de la tierra se debe al estudio de propagación de las ondas sísmicas, las cuales nos permiten medir indirectamente algunas propiedades físicas como la densidad y las constantes elásticas del medio a diferentes profundidades. La tierra está en continuo movimiento de placas tectónicas (acomodación de placas), en consecuencia, estos cambios de posición se manifiesta en forma de sismos y erupciones volcánicas [1]. La recolección de estos eventos dan lugar a bases de datos creadas por diferentes observatorios sismológicos a nivel mundial, para con esta información crear los catálogos sísmicos. Con el estudio de la sismicidad se pueden deducir condiciones geodinámicas, lo que sirve como punto de partida para determinar el riesgo sísmico en la Tierra. Es por esto que los sistemas de reconocimiento de sismos locales, regionales y telesismos son esenciales para los observatorios sismológicos del mundo, ya que de este reconocimiento parte la localización de los sismos. El continuo crecimiento de las bases de datos y la forma en que realizan el reconocimiento de sismos (procedimiento manual, en la mayoría de casos), causa acumulación de registros, lo que puede convertirse en una dificultad para el análisis y la localización de eventos registrados por las redes [2], en particular, el observatorio sismológico de la Universidad del Quindío (OSQ), líderes en el estudio sismológico del centro occidente colombiano, considera de gran importancia el reconocimiento automático de sismos locales, regionales y telesismos, en donde este trabajo representa uno de los pocos que se encuentran en el estado del arte, para esta aplicación en específico [3, 4, 5], el primero realiza la caracterización de los 3 tipos de sismos por medio de la FFT y la transformada wavelet discreta, el segundo caracteriza señales sísmicas de tipo regional y telesismo utilizando un método de transformación que combina la detección con la correlación multicanal progresiva (PMCC) y modelos ocultos de Markov (HMM) para la clasificación de los sismos y el último un Análisis de Espectros Singulares (SSA) para la caracterización de estas 3 señales sísmicas, sin embargo ninguno ha probado los métodos propuestos aquí.

La adquisición de las señales sísmicas, hechas a través de sensores con ciertas características de bandas de frecuencia y ganancias (determinadas por el tipo de sensor y el fabricante), hace que estas señales registradas presenten ciertos «problemas», los cuales vamos a aprovechar para realizar los diferentes análisis. Es así, como las señales sísmicas siempre contienen ruido y es importante tener en cuenta la fuente de ruido y la forma de medirlo, este puede ser de 2 orígenes: ruido instrumental y ruido real (ruido por la vibración de la tierra); generalmente el ruido instrumental se encuentra muy por debajo del ruido sísmico y la mayoría de sensores trabajan a una banda de frecuencias, sin embargo todos los sismogramas registrados muestran algún tipo de ruido armónico (microsismo), el cual es muy dominante, además hay otra clase de ruido significativo en otras frecuencias [6]. Se podría pensar que el uso de filtros es una herramienta suficiente para el análisis de sismos o que medidas en el dominio de tiempo también lo podrían ser. Sin embargo se presentan varios problemas en el registro de las señales: el ancho de banda utilizado es de elección arbitraria, la adquisición de

datos se hace a intervalos de tiempo grandes y los sismos detectados por una estación sismológica puede provenir de varias fuentes unas muy cercanas (sismos locales), otras un poco mas lejanas (sismos regionales) y otras mucho mas lejanas (telesismos), esto hace que el análisis de los sismos sea aún mas complejo y un simple análisis en el tiempo o la frecuencia no es suficiente para caracterizarlos de una forma precisa. Es por esto que para el reconocimiento de las 3 clases de sismos, en este trabajo se utilizan metodologías de caracterización dinámica, con las cuales se van a realizar comparaciones entre sí, para determinar cual tiene un comportamiento más preciso; el análisis se realizan sobre las bases de datos proporcionadas por el OSQ. La primera metodología de caracterización dinámica se aborda utilizando el método de umbralización, propuesto por Donho et al [7]. La segunda, teniendo en cuenta el grado de dispersión que presentan las señales sísmicas, se utiliza el método de representación dispersa mediante los métodos de : descomposición de frames (MOF), matching pursuit (MP), Basis pursuit (BP) y búsqueda de la mejor base (BOB), donde se ajusta optimamente cada señal a un átomo proporcionado por un diccionario o un superdiccionario [8]. Y la tercera teniendo en cuenta las diferentes longitudes que tiene cada sismo, se utiliza el método de ajuste en la escala del tiempo mediante la técnica Dynamic Time Warping (DTW) y una modificación de esta, la cual contempla, ademas, el ajuste en el espacio, llamada Canonical Time Warping (CTW). Con esto se realizó un análisis comparativo entre los diferentes tipos de metodologías de caracterización dinámica y su desempeño en el reconocimiento de sismos mediante un clasificador multiclase SVM. Nuestros resultados muestran que los métodos de umbralización suave y ponderada utilizando una función wavelet madre Biortogonal, obtuvo el mejor desempeño, dentro de su tipo, con resultado en la clasificación del 56.5867 % de precisión y 4.1132 de desviación estandar, en el método de representación dispersa mediante diccionarios el mejor resultado se obtuvo con la utilización del método BOB con diccionario CP con un resultado en la clasificación del 91.28 % de precisión y desviación estandar de 3.3235 y con super diccionario la mejor clasificación se obtuvo utilizando el método BP con un superdiccionario WP + CP, con un resultado en la clasificación de 92.64 % de precisión y desviación estandar de 2.3827 y por ultimo en el método DTW resultados en el clasificador de 95.6556 % de precisión con desviación estandar de 1.147 y en el CTW una clasificación de 99.12 % con desviación estandar de 0.9938. Podemos concluir que el método CTW ajustado al análisis de sismos, para el reconocimiento de sismo local, sismo regional y telesismo, es el método más preciso de todas las metodologías de caracterización dinámicas comparadas.

### 3. Abstract

The study of the seismic waves gives us a better understanding of the inside of our planet. These signals allows us to measure indirectly some physical properties as the density and elastic constraints of the medium at different depths. The tectonic plates that form the cortex of the earth are in constant movement that forms the seismic activity and volcano eruptions. Some databases from different seismic observatories around the world has been built from the registration of the seismic activity. The study of the seismicity allows the determination of the geodynamic conditions of the earth and the seismic hazard, that is why the recognition of local seism , regional seism and teleseism are highly important for the seismic observatories. The constant growing of the seismic databases and the manual procedure of recognizing the type of seismic signal causes data accumulation that delays the proper analysis and localization of the seismic events. Particularly, the Seismic Observatory of the Universidad del Quindío (OSQ) considers of high relevance the automatic classification of the before mentioned types of seism. Works as presented in [3] presents the characterization of seismic signals using the Fast Fourier Transform (FFT) and the Discrete Wavelet Transform. In [4] two types of seism as regional and teleseism are classified by the Progressive Multichannel Correlation (PMCC) and the Hidden Markov Models (HMM). Finally in [5] a work of classification of seismic signals using the Singular Spectrum Analysis is presented for the three types of seismic activities. Nevertheless, the results obtained in the cited works are not optimal. The seismic signal acquisition is performed vie sensors with specific configurations on frequency bands and gain level. The registered signals presents some issues related to the sensor itself. The signals could present high influence of noise and two types of noise can be depicted: the instrumental noise and the real noise (produced by the earth vibration). The instrumental noise has generally levels under the real noise and the majority of sensor works at an specific frequency band, but all the seismograms presents some type of harmonic noise that is very dominant although there are other type of significant noise in other frequencies [6]. The use of filters could be an adequate tool for the seismic analysis, but there are some issues presented in the signal registration itself. The bandwidth of the filters is arbitrarily defined and the data acquisition is performed at high time intervals, also the seismic signal could be produced from several near, far an farther away. The different origin of the seismic activities makes the seismic analysis a complex task to develop and time and frequency analysis is not enough for high precision classification. This work propose dynamic characterization methodologies for the three type of seism that could be compared against each other in order determine the mot adequate for seismic activity. The first characterization methodology is based on the umbralization method proposed by Dohno in [7]. The second methodology uses the sparse representation method by the Frame Decomposition Method (MOF), Matching Pursuit (MP), Basis Pursuit (BP) and Best Basis Search (BOB), were each signal is optimally adjusted to an environment built in from a dictionary or a super-dictionary [8]. The third methodology considering the duration of the time series is the Dynamic Time

Warping (DTW) and a modification of the DTW in the spatial dimension known as Canonical Time Warping (CTW). From these characterization methodologies a comparative analysis is proposed via Support Vector Machines (SVM) for bi-class and multiclass problems. The results shows that the umbralization method using a biorthogonal wavelet function presents the best classification accuracy for this first type of characterization of  $56.5867 \pm 4.1132$  %. For the sparse representation using dictionaries, an accuracy of  $91.2800 \pm 3.3235$  % was achieved via the BOB method with a CP dictionary and an accuracy of  $92.6400 \pm 2.3827$  % using BP method with a super-dictionary WP+CP. Finally the accuracy for the DTW algorithm was of  $95.6556 \pm 1.1470$  % and for the CTW method an accuracy of  $99.1200 \pm 0.9938$  % was achieved. This work allows us to conclude that CTW is a proper tool for the characterization and further recognition via SVM of the three different types of seismic activity.

## 4. Introducción

El conocimiento del interior de la tierra se debe al estudio de propagación de las ondas sísmicas, las cuales nos permiten medir indirectamente algunas propiedades físicas como la densidad y las constantes elásticas del medio a diferentes profundidades, de este modo se ha podido dividir la estructura interna en 3: Corteza, manto y núcleo. La tierra está en continuo movimiento de placas tectónicas (acomodación de placas), en consecuencia, estos cambios de posición se manifiesta en forma de sismos y erupciones volcánicas [1]. La recolección de estos eventos dan lugar a bases de datos creadas por diferentes observatorios sismológicos a nivel mundial, estos observatorios están clasificados de acuerdo con los modelos de Peterson [9], quienes tienen en cuenta que las estaciones, para su correcto funcionamiento, deben encontrarse dentro de una banda de nivel de ruido [1]. Todos los datos de eventos sísmicos son capturados y con esta información se crean los catálogos sísmicos. Con este estudio se pueden deducir condiciones geodinámicas, lo que sirve como punto de partida para determinar el riesgo sísmico en la Tierra o en diferentes puntos de ella. Es por esto que los sistemas de reconocimiento de sismos locales (ocurridos a menos de 100 km de la estación), regionales (ocurridos a una distancia comprendida entre los 100 km hasta los 400 km de la estación) y telesismos (ocurridos a una distancia mayor que 400 km), son esenciales para los observatorios sismológicos del mundo, ya que de este reconocimiento parte la localización de los sismos. El continuo crecimiento de las bases de datos y la forma en que los observatorios sismológicos realizan el reconocimiento de sismos (procedimiento manual, en la mayoría de casos), causa acumulación de registros, lo que puede convertirse en una dificultad para el análisis y la localización de eventos registrados por las redes [2], es por esto que el observatorio sismológico de la Universidad del Quindío (OSQ), quien lidera el estudio sismológico del centro occidente colombiano, desde el 26 de febrero de 1999 (un día después de la fecha del sismo del Quindío, donde los estragos causados, justificó la creación del observatorio sismológico) considera de gran importancia el reconocimiento automático de sismos locales, regionales y telesismos.

La adquisición de las señales sísmicas, hechas a través de sensores con ciertas características de bandas de frecuencia y ganancias (determinadas por el tipo de sensor y el fabricante), hace que estas señales registradas presenten ciertos «problemas», los cuales se aprovechan para realizar los diferentes análisis. Es así, como las señales sísmicas siempre contienen ruido y es importante tener en cuenta la fuente de ruido y la forma de medirlo, este puede ser de 2 orígenes: ruido instrumental y ruido real (ruido por la vibración de la tierra); generalmente el ruido instrumental se encuentra muy por debajo del ruido sísmico y la mayoría de sensores trabajan a una banda de frecuencias determinada por los fabricantes, sin embargo todos los sismogramas registrados muestran algún tipo de ruido armónico (microsismo), el cual es muy dominante, además hay otra clase de ruido significativo en otras frecuencias [6], es así como para clasificar estas señales sísmicas se define que las locales tienen una frecuencia de 2 a 9 Hz, las regionales de 1 a 7 Hz y los telesismo 0.7 a 2 Hz [2]. Se podría pensar que

el uso de filtros sería una herramienta suficiente para el análisis de sismos o que medidas en el dominio de tiempo también lo podrían ser. Sin embargo, la dinámica de estas señales, hace que se presenten varios problemas en el análisis del registro de las mismas: debido a la captura de datos, puesto que el ancho de banda utilizado es de elección arbitraria y la adquisición se hace a intervalos de tiempo grandes y los sismos detectados por una estación sismológica puede provenir de varias fuentes, esto hace que el análisis de los sismos sea aún más complejo y un simple análisis en el tiempo o la frecuencia no es suficiente para caracterizarlos de una forma precisa. Es por esto que para el reconocimiento de las 3 clases de sismos, en este trabajo se utilizan metodologías de caracterización dinámica, con las cuales se van a realizar comparaciones entre sí, para determinar cuál tiene un comportamiento más preciso; los análisis se realizan sobre las bases de datos proporcionadas por el OSQ. A continuación se describirán las metodologías de análisis dinámico, que van a ser adaptadas al estudio de estas señales [10], convirtiéndose en uno de los primeros trabajos presentados para esta publicación en particular. La caracterización de esta clase de sismos la han trabajado 3 autores, el primero en un trabajo de pregrado de la Universidad del Quindío [3], quien caracteriza las señales por medio de transformada wavelet y transformada de Fourier, el segundo [4] caracteriza señales sísmicas de tipo regional y telesismo utilizando un método de transformación que combina la detección con la correlación multicanal progresiva (PMCC) y modelos ocultos de Markov (HMM) para la clasificación de los sismos y el tercero [5], Análisis de Espectros Singulares (SSA) para la caracterización de estos 3 tipos de sismos, sin embargo ninguno ha probado los métodos propuestos aquí.

La primera metodología de caracterización dinámica se aborda el problema de filtrado de la señal sísmica, en esta área, métodos de Selección Discriminante de Características (DFS) propuesto en [11] en donde realiza el filtrado por medio del análisis cepstral, se proponen para la clasificación de señales volcánica; otros autores proponen la eliminación de ruido por umbralización de coeficientes Wavelet y utiliza un filtro pasabajos para el reconocimiento de terremotos (señales sísmicas con altos niveles de energía) [12], en [13] el autor analiza la magnitud de terremotos por medio de la transformada wavelet y la umbralización utilizando la FFT spectrum; en [14] el autor propone un análisis automático basado en la transformada continua wavelet (CWT) para clasificar sismos locales detectando picos (ondas P) en este tipo de señales; un método de filtrado de pico en tiempo-frecuencia (TFPF) atenúa el ruido aleatorio con baja relación señal ruido (SNR) mejorado a frecuencias altas ha sido propuesto por [15] utilizando el método de umbralización, propuesto por Donho et al [7], en [16] el autor realiza un análisis para definir la localización de un terremoto extrayendo las ondas P y S mediante la transformada hiperbólica S. En [17] el autor realiza las simulaciones de terremotos para el modelamiento de acelerogramas por medio de la caracterización de señales de terremotos utilizando transformada wavelet y umbralización suave. La umbralización a coeficientes wavelet, lo retoma [18] para detectar el arribo del primer pico en señales sísmicas. En [14], el autor propone detectar el pico de una señal sísmica de sismos locales utilizando la transformada wavelet continua. En [19] se utiliza la FFT, filtro pasa bajas y transformada de Hilbert

para localizar el tiempo de arribo de la señal P, la amplitud y el periodo de sismos locales. Teniendo en cuenta esto, el primer método que se utilizó para el reconocimiento de sismos es el de umbralización de los coeficientes wavelet [20].

La segunda metodología de caracterización dinámica que se aplicó a las señales sísmicas, es la de representar una señal en términos de una combinación lineal de átomos en un diccionario sobre completo, esta técnica también conocida como representación dispersa o codificación de señales por medio de diccionarios sobrecompletos, es planteada por Chen et al [8], y ampliada por Elad et al [21], ha sido tomada por varios autores quienes las han adaptado al análisis de señales sísmicas, pero no a la clasificación de estos 3 tipos de señales, en [22], el autor realiza la representación de una señal sísmica utilizando un Super Diccionario formado con bases Chirplet, en [23] el autor presenta un método de desconvolución para recuperar la reflectividad de series dispersas a partir de datos sísmicos en la presencia de ruido aditivo gaussiano y no gaussiano, aplicando la técnica de split de Bregman utilizando Basis Pursuit (BP) en la búsqueda de los coeficientes del átomo dentro de un diccionario y validación cruzada, en [24] el autor compara las técnicas de inversión dispersa sísmica (SSI) con inversión de BP (BPI) y utiliza umbralización para encontrar un punto de estructura de capas a partir de mediciones de ecos acústicos o de una señal estimada. Es así como esta metodología se aplicó para el problema planteado utilizando el método de representación dispersa mediante los métodos de : descomposición de frames (MOF), matching pursuit (MP), Basis pursuit (BP) y búsqueda de la mejor base (BOB), donde se ajusta optimamente cada señal a un átomo proporcionado por un diccionario CP o WP o un superdiccionario  $WP + CP$  [8].

Por último y siendo la menos explorada en el área de interés se encuentra el método de ajuste de series de tiempo, Dynamic Time Warping (DTW), teniendo en cuenta que las longitudes de los sismos son diferentes (su tiempo de duración es diferente), esta técnica propuesta por [25], quien propone el ajuste de señales dinámicas y de diferente longitud, por medio de una matriz de similitud, esta técnica modificada por [26, 27], proponiendo la técnica Canonical Time Warping (CTW), la cual realiza ajustes tanto en tiempo como en el espacio, en [28], el autor aplica el método en señales sísmicas entrelazadas para pozos sísmicos, en el análisis estudia la calidad de los sismos y compara los resultados con el método manual utilizado. Teniendo en cuenta esta metodología de ajuste en el tiempo se adaptará la técnica DTW al análisis de los 3 tipos de sismos y se ampliará a la aplicación del algoritmo CTW.

Para concluir se realizó un análisis comparativo entre los diferentes tipos de metodologías de caracterización dinámica y su desempeño en el reconocimiento de sismos mediante un clasificador multiclase SVM. Nuestros resultados muestran que los métodos de umbralización suave y ponderada utilizando una función wavelet madre Biortogonal, obtuvo el mejor desempeño, dentro de su tipo, con resultado en la clasificación del 56.5867 % de precisión y 4.1132 de desviación estándar, en el método de representación dispersa mediante diccionarios el mejor resultado se obtuvo con la utilización del método BOB con diccionario CP con un resultado en la clasificación del 91.28 % de precisión y desviación estándar de 3.3235 y con super diccionario la mejor clasificación se obtuvo utilizando el

método BP con un superdiccionario WP + CP, con un resultado en la clasificación de 92.64 % de precisión y desviación estandar de 2.3827 y por ultimo en el método DTW resultados en el clasificador de 95.6556 % de precisión con desviación estandar de 1.147 y en el CTW una clasificación de 99.12 % con desviación estandar de 0.9938. Podemos concluir que el método CTW ajustado al análisis de sismos, para el reconocimiento de sismo local, sismo regional y telesismo, es el método más preciso de todas las metodologías de caracterización dinámicas comparadas.

Este documento está compuesto de la siguiente forma. El planteamiento del problema y la justificación se presentan en el Capítulo 5. Los objetivos del desarrollo de este trabajo se presenta en el capítulo 6 . En el Capítulo 7 se encuentra la revisión de la literatura, enmarcado en los antecedentes bibliográficos. En el Capítulo 8 se presenta el marco conceptual de la temática a analizar. El capítulo 9 se describen los materiales utilizados y la metodología a seguir para el desarrollo del trabajo. El capítulo 10 la metodología utilizada para el reconocimiento de señales y finalmente el capítulo 11 describe los resultados obtenidos, su análisis y la discusión pertinente; además de las conclusiones y la descripción de posibles trabajos futuros derivados del trabajo desarrollado.



## 5. Planteamiento del problema y justificación

El ruido en una señal sísmica es una de las características principales, es más, los sismos son ruidos provocados por el movimiento de la tierra. Las fuentes de los ruidos pueden ser instrumental y real, el instrumental es debido a los sensores ubicados en las estaciones sismológicas adscritas a un observatorio en particular, el ruido instrumental se encuentra «generalmente» muy por debajo del ruido sísmico real, estos sensores se encuentran caracterizados por sus fabricantes en anchos de banda y ganancia y el real es el ruido producido por la vibración de la Tierra; es así como todos los sismogramas del mundo muestran algún tipo de ruido armónico, llamado microsismo, el cual es muy dominante, pero no es el único, también hay, dentro de las señales sísmicas, otros tipos de ruidos en otras frecuencias y con otras características de amplitud, energía, velocidad y otros; además de estas características, el registro de datos presenta el problema del ancho de banda que es seleccionado arbitrariamente, la adquisición se hace en intervalos de tiempo muy grandes, los sismos de una misma estación pueden provenir de varias fuentes y las señales son todas de diferentes longitudes y sin un patrón determinístico [29, 2]. Estas características hacen que el uso de filtros o de espectrogramas, no sean una herramienta suficiente para caracterizar señales sísmicas que favorezcan la separabilidad entre sismos locales, regionales y telesismos.

Tomando todas las situaciones anteriores, surge la siguiente pregunta para la solución al problema de reconocimiento automático de sismos locales, regionales y telesismos: ¿Se podría adaptar una metodología de caracterización dinámica que favorezca la separabilidad entre los sismos locales, regionales y telesismos?

### 5.1. Justificación

#### 5.1.1. Pertinencia

El conocimiento del interior de la tierra se debe al estudio de propagación de las ondas sísmicas, las cuales nos permiten medir indirectamente algunas propiedades físicas como la densidad y las constantes elásticas del medio a diferentes profundidades. La tierra está en continuo movimiento de placas tectónicas (acomodación de placas), en consecuencia, estos cambios de posición se manifiestan en forma de sismos y erupciones volcánicas [1]. La recolección de estos eventos dan lugar a bases de datos creadas por diferentes observatorios sismológicos a nivel mundial, para con esta información crear los catálogos sísmicos. Con el estudio de la sismicidad se pueden deducir condiciones geodinámicas, lo que sirve como punto de partida para determinar el riesgo sísmico en la Tierra. Es por esto que los sistemas de reconocimiento de sismos locales, regionales y telesismos son esenciales para los observatorios sismológicos del mundo, ya que de este reconocimiento parte la localización de los sismos. El continuo crecimiento de las bases de datos y la forma en que realizan el reconocimiento de sismos (procedimiento manual, en la mayoría de casos), causa acumulación de registros, lo que puede convertirse en una dificultad para el análisis y la localización de even-

tos registrados por las redes [2], en particular, el observatorio sismológico de la Universidad del Quindío (OSQ), líderes en el estudio sismológico del centro occidente colombiano, considera de gran importancia el reconocimiento automático de estos sismos locales, regionales y telesismos.

Es por esto que introducir metodologías de caracterización dinámica adaptada a los sismos, que apoye al tarea de reconocimiento automático de sismos locales, regionales y telesismos es fundamental.

### 5.1.2. Viabilidad

Las metodologías de caracterización dinámica aquí propuestas pueden ser utilizadas en el reconocimiento de patrones de sismos locales, regionales y telesismos, estas han sido utilizadas por varios autores en otros campos de tratamiento de señales en general y en tratamiento de señales sísmicas, mas no en la clasificación de estas 3 clases de sismos; lo que nos permite suponer una correcta aplicación de estas metodologías para dar solución a este problema en particular (reconocimiento automático de sismos locales, regionales y telesismos). Analizando la viabilidad de la aplicación de estos métodos, surgen unos interrogantes y a su vez unas respuestas que dan paso a la utilización de estas técnicas de caracterización dinámica:

¿ Que método de caracterización dinámica puedo utilizar para realizar un filtrado de ruido, resaltando características propias de cada clase sismo, para poderlo clasificar de una manera eficiente? Si bien hay varias formas de filtrar, que se utilizan en la sismología, por ejemplo filtro Butterworth, donde son configurados con frecuencias de corte de 2 a 9 Hz para sismos locales, de 1 a 7 Hz para sismos regionales y 0.7 a 2 Hz para telesismos [2], es fácil deducir que el traslape en las frecuencias características de los diferentes tipos de sismos, hace que un filtrado de este estilo no sea suficiente. También sería posible utilizar la transformada wavelet para el análisis de estas señales, en [7], el autor propone que en los niveles mas bajos de descomposición se encuentra el ruido, sin embargo, recordemos que en párrafos anteriores hemos hablado de la microsismicidad, donde estas señales tienen un componente muy pequeño de energía y se podría perder en estos niveles [28]. De aquí se podría plantear el hecho tomar los coeficientes wavelet de niveles mas bajos, donde se encuentra la información del sismo y la componente ruidosa, a estos coeficientes de detalle se les puede aplicar el método de umbralización planteada en [20].

La segunda pregunta que nos podemos plantear es: ¿Se podría representar la señal sísmica (dinámica) en términos de una combinación lineal de átomos en un diccionario sobre completo? las señales sísmicas son una combinación de varias formas de onda, se podría pensar que cada oscilación de una señal sísmica es una señal parametrizada y de aquí una representación de en un conjunto de señales parametrizadas (diccionario) que de alguna forma se combine linealmente, pueda resultar en la representación de la señal en estudio, este método de representación dinámica de la señal está contemplado en el método de representaciones dispersas a través de métodos de frames (MOF), Matching Pursuit (MP), búsqueda de la mejor base (BOB) y Basis pursuit utilizando diccionarios

[8, 30, 21, 22]

La tercera pregunta sería: Teniendo en cuenta que la duración de los sismos no es la misma ¿ Se podría ajustar en el tiempo cada tipo de sismos y de ahí caracterizar por medio de reconocimiento de patrones? Esta técnica planteada por Ellis et al [25] para el reconocimiento de patrones y llamada DTW, hace que dos vectores de diferentes longitudes, puedan ser ajustados a una misma, mediante una matriz de similitud, donde se realiza el el calculo de una distancia euclidiana entre los puntos de ambos vectores y luego se dibuja la trayectoria mínima de la mariz (de la cabeza a la cola) con esto se obtiene las características de cada tipo de sismo. Una variación de esta técnica es propuesta por Zhou et al [26, 27], donde no solamente hace el ajuste en el tiempo si no tambien en el espacio, es así como utiliza DTW para el ajuste en el tiempo y análisis de correlación canónica (CCA) para el ajuste en el espacio.

Las metodologías aquí propuestas pueden ser utilizadas en el reconocimiento y clasificación de sismos locales, regionales y telesísmos, estas han sido utilizadas por varios autores en otros campos de tratamiento de señales en general y en tratamiento de señales sísmicas, mas no en la clasificación de estas 3 clases de sismos; lo que nos permite suponer una correcta aplicación de estas metodologías para la solución a este problema en particular (localización automática de sismos locales, regionales y telesísmos).

La base de datos de acceso libre, como la proporcionada por el OSQ y la cual va a ser utilizada en este trabajo, provee señales registradas por 2 estaciones Caicedonia y Peñas Blancas; brindan una importante herramienta a los investigadores que quieran enfocar sus estudios en sismología. La investigación sobre este tipos de fenómenos es de gran importancia en el área de la sismología, ya que con ello se pueden conocer las zonas de mas alto riesgo, para así ubicar ciudades y centros de habitación, características de las placas terrestres y otros; diferentes grupos e instituciones dedican gran parte de su tiempo al estudio de las señales sísmicas y su reconocimiento, sin embargo realizar este tipo de reconocimientos a mano es dispendioso y errático, un procedimiento automático sería mucho mas rápido y una ayuda muy importante, sobre todo en zonas de alto riesgo y para la localización de sismos (parte que prosigue de reconocimiento).

### 5.1.3. Impacto

Con el desarrollo de este proyecto de investigación, se busca apropiar conocimiento de las ciencias sismológicas y generar innovación en un área de estudio tan importante para nuestro país, por su estructura de las placas tectónicas y sismicidad frecuente. Se busca entonces avanzar en el estudio y análisis de los sismos, con el fin de sentar bases para el desarrollo de sistemas automáticos de reconocimiento de sismos locales, regionales y telesísmos. Además el principal aporte metodológico derivado del desarrollo de esta propuesta se puede distinguir en dos partes: por un lado la representación de señales sísmicas por medio técnicas de aproximaciones adaptativas, utilizando Super diccionarios y por otro el ajuste en la escala espacio- temporal de las señales sísmicas utilizando méto-

dos de ajuste en tiempo y en escala [29], lo cual conlleva a un reconocimiento eficaz y más rápido (en cuanto a que es automático) de los sismos y favorece en primer lugar al OSQ y a sus pares, una vez que se obtengan resultados importantes en este análisis.

## **6. Objetivos**

### **6.1. General**

Desarrollar una metodología para el reconocimiento automático de sismos utilizando análisis dinámico de señales y representación de señales dispersas

### **6.2. Específicos**

- Desarrollar una metodología para el filtrado de señales sísmicas utilizando umbralización suave y rígida
- Desarrollar una metodología para la representación de señales dispersas utilizando wavelet packet y superdiccionarios
- Desarrollar una metodología de caracterización dinámica de señales sísmicas utilizando dynamic time warping
- Reconocer de manera automática los sismos utilizando metodologías de aprendizaje de máquina
- Validar las metodologías desarrolladas para la representación, caracterización y reconocimiento de señales sísmicas con el fin de identificar los parámetros representativos de este tipo de señales

## 7. Antecedentes Bibliográficos

La localización automática de eventos sísmicos es de gran interés para la comunidad sismológica y científica, quienes en su mayoría lo hacen manualmente, lo que conlleva a errores de apreciación, ya que al viajar por la corteza terrestre las ondas sísmicas se modifican y las formas y frecuencias de los sismos cambian, si a esto le sumamos el tiempo que deben utilizar para la clasificación de señales sísmicas en locales, regionales y telesísmos, comprendemos como la dinámica de investigación del laboratorio se ve afectada; por lo que esto implica, un método automático para el reconocimiento de estas señales es indispensable [31]. Tener la capacidad de reconocer automáticamente los diferentes tipos de sismos registrados por una estación, de acuerdo con la distancia de ocurrencia, se vuelve un proceso relevante, de ahí que se requiera el uso de metodologías de caracterización dinámica las cuales permiten un reconocimiento de las señales sísmicas y la discriminación entre sismos locales, regionales y telesísmos [2]. En este sentido, técnicas de caracterización dinámica de señales sísmicas para clasificar sismos locales regionales o telesísmos, las han utilizado [3] en un trabajo de pregrado de la Universidad del Quindío, quien caracteriza los 3 tipos de señales por medio de transformada Fourier y transformada de wavelet, obteniendo resultados de 55,83 % para los datos obtenidos de la FFT y del 65,83 % con la transformada wavelet discreta [4], caracteriza señales sísmicas de tipo regional y telesismo utilizando un método de transformación que combina la detección la correlación multicanal progresiva (PMCC) y modelos ocultos de Markov (HMM) para la clasificación de los sismos, obteniendo resultado de 84% y [5], análisis de Espectros Singulares (SSA) para la caracterización de estos 3 tipos de sismos, con resultados de 85.86%. Como se ha especificado en el texto, en este trabajo se utilizarán otras metodologías para la caracterización dinámica de señales, por tanto se construye un estado del arte con base en las técnicas propuestas y aplicadas en señales sísmicas en general.

### 7.1. Método de filtrado de señales sísmicas por medio de la umbralización de coeficientes wavelet

Los métodos de filtrado no lineal consideran que el ruido de una señal se encuentra distribuido en cada coeficiente wavelet de menor valor, esto fue tratado por Donoho et al [20, 7], a partir de esto, varios autores han utilizado esta metodología para la remoción de ruido en señales no estacionarias, en [16], el autor implementa un algoritmo para comparar los tiempos de arribo de las ondas S y P en un terremoto, utilizando transformada S y una umbralización suave para reducir el ruido presente en los coeficientes, Das et al [17] usa esta misma umbralización para caracterizar los acelogramas de las estaciones sísmicas, partiendo del hecho de que estos son los que tienen menor relación señal ruido, problema también abordado por [18, 15]. Otros autores, utilizan la umbralización rígida y un filtrado clásico, como son los filtros Butterworth [19, 12], algunos usan la transformada Hilber para realizar un procesamiento a los coeficientes y luego umbralizar para detectar los picos en señales sísmicas [14]. En [13] se realiza

la descomposición wavelet utilizando una base Haar y un denoising a los coeficientes. En [32], se filtran los coeficientes obtenidos por wavelet de M bandas y realiza además un filtrado de coeficientes obtenido por la LSST (local slant stack transform), para realizar la caracterización de un terremoto, sin embargo lo hace por medio de señales sintéticas, en [12] el autor aplica el método de la transformada Wavelet y una umbralización para suprimir ruidos oceánicos a los coeficientes y poder localizar terremotos locales y regionales. La tabla 1 presenta un resumen del estado del arte en métodos de umbralización utilizado en sismología.

Cuadro 1: Estado del arte acerca de la utilización de métodos de umbralización para la caracterización de señales sísmicas.

<b>Autor</b>	<b>Año</b>	<b>Técnica</b>	<b>Area de análisis</b>
Donoho [20, 7]	1992	Denoising por umbralización	General
Azadi [16]	2011	Transformada S	Tiempo de arribo de onda P y S
Das [17]	2011	transformada wavelet, umbralización suave	Caracterización de acelogramas para detectar terremotos
Gaci [18]	2014	transformada wavelet, umbralización	Detección del arribo del primer pico en una señal sísmica
Lin [15]	2015	ST-TFP	Señales sísmicas sintéticas de alta frecuencia.
Jiménez [19]	2007	FFT, filtro Butterworth y transformada Hilbert	Tiempo de arribo de ondas P, amplitud y periodo
Karanzade [14]	2013	WPP (wavelet phase picker), Transformada Hilbert y umbralización	Caracterización sismos locales
Rastin [12]	2010	Transformada wavelet continua, umbralización y filtro pasabajas	Detección de terremotos locales y regionales.
Prasad [13]	2013	Transformada wavelet	Detección ondas P y S
Ventosa [32]	2011	LSST	sismos en superficies, para pozos
Alvarez [11]	2012	DFS	Señales volcánicas

## 7.2. Método de representación dispersa por medio de diccionarios y superdiccionarios

Métodos dinámicos más robustos, en los cuales se realiza la representación dispersa de señales, ha sido tratado por Chen et al [8] y Donoho et al [8], quienes proponen el uso de diccionarios conformado por wavelets Packet (WP) para

la descomposición atómica de la señal, y Elad et al [21] quien forma superdiccionarios con otro tipo de señales además de la WP, una vez construidos los superdiccionarios se halla la mejor aproximación de la señal por medio de métodos de frame (MOF) o búsqueda de bases (BP), en [22], el autor construye un superdiccionario a partir de señales Chirplet y realiza la extracción de características de las señales sísmicas estudiadas (base de datos sintética) utilizando optimización matching pursuit (MP) de un arreglo multicomponente (OMAMP), mientras que en [23] utiliza un superdiccionario formado con wavelets packet y utiliza una variación del método BP agregando denoising (BPDN) para recuperar series dispersas reflectivas con ruido gaussiano y no gaussiano, en [33] propone un método para restaurar señales sísmicas muy ruidosas utilizando la regularización por matching pursuit (MP) con diccionarios Wavelet Packet (WP) divididos y una convolución muestreada con kernels no uniformes. En [24] compara las técnicas de inversión dispersa sísmica como Sparse Spike Inversión (SSI) y Basis Pursuit Inversión (BPI) en el desempeño en las medidas de las señales sísmicas y resalta la importancia de la umbralización para la supresión de ruido. La tabla 2, realiza un resumen de los métodos encontrados en el estado del arte, para la caracterización de señales sísmicas



Cuadro 2: Estado del arte acerca de la utilización de métodos de representación dispersa utilizando diccionarios CP y WP y superdiccionario Cp+WP

<b>Autor</b>	<b>Año</b>	<b>Técnica</b>	<b>Mejora</b>
Chen [8]	2001	Descomposición atómica de la señal utilizando diccionarios WP	General
Elad [21]	2010	Descomposición atómica de la señal utilizando diccionarios	Utilización de super diccionarios
Le Touze[22]	2010	Diccionarios Chirplet, OMAMP	Superdiccionario Chirplet y optimización por OMAMP. Base de datos sísmicos sintéticos.
Gholami [23]	2012	Basis Pursuit (BP) y remoción de ruido con BP.	Optimización restringida utilizando Basis Pursuit (BP) y denoising BP. reflexión de ondas sísmicas.
Avebuch [33]	2011	MP y WP	Matching Pursuit (MP) y diccionario wavelet packet. Señales sísmicas muy ruidosas de tipo local.
Rozenberg [24]	2014	Sparse Spike Inversión (SSI)	compara las técnicas de inversión dispersa sísmica como Sparse Spike Inversion (SSI) y Basis Pursuit Inversion (BPI) para el desempeño en las medidas de las señales sísmicas y resalta la importancia de la umbralización para la supresión de ruido.

### 7.3. Método Dynamic Time Warping (DTW) y Canonical Time Warping (CTW)

Por último y siendo el menos explorado en el área de interés, se encuentra un algoritmo utilizado para la caracterización de señales dinámicas, Dynamic time warping (DTW), esta técnica presenta el alineamiento multimodal, deformando señales para ajustarlas a otra, sin perder sus características, utilizada en sus inicios para el análisis de señales de voz [34], en [28], propone un algoritmo desarrollado bajo el DTW para ajustar series de tiempo en señales sísmicas, las cuales varían tanto en tiempo como en frecuencia, lo importante es que este ajuste no se limita a la ventana de correlación seleccionada. Esta técnica también es aplicada al área de las imágenes, y es así como en [35], aplica el

método DTW en la detección del tiempo o la profundidad de sismos por medio de imágenes. Barczewska y Jambhale et al [36, 37], alinea dos secuencias aceleración y ángulo en movimientos gesticulares, y lo compara con dos mejoras al algoritmo utilizando PDTW (piecewise DTW) donde realiza, además, una compresión de la señal y DDTW (derivative DTW) donde realiza, también, un ajuste en escala. En [27], el autor propone una GTW (generalized time warping), para hacer menos compleja la búsqueda del mínimo camino de ajuste, teniendo en cuenta las diferencias en la dimensionalidad, por medio de un análisis de la correlación canónica en multiconjuntos.

Cuadro 3: Estado del arte acerca de la utilización de métodos de representación dispersa utilizando DWT y CTW

<b>Autor</b>	<b>Año</b>	<b>Técnica</b>	<b>Mejora</b>
Herrera [28]	2012	Dynamic Time Warping DTW	DTW y PCA para el análisis de correlación. Señales sísmicas sintéticas de un solo tipo.
Hale [35]	2013	DIW (dynamic image warping)	DTW en imágenes sísmicas
Barczewska[36]	2013	Dynamic Time Warping DTW	Complementa el algoritmo DTW, Piecewise Dynamic Time Warping (PDTW) and Derivative Dynamic Time Warping (DDTW). En reconocimiento de gestos.
Zhou [27]	2012	Generalized Time Warping GTW	Mejora el algoritmo DTW para hacer menos compleja la búsqueda del mínimo camino de ajuste, teniendo en cuenta las diferencias en la dimensionalidad, por medio de un análisis de la correlación canónica en multiconjuntos. Reconocimiento de movimiento corporal.
Zhou [26]		Canonical Time Warping CTW	Mejora del algoritmo DTW donde además del ajuste en el tiempo se realiza un ajuste en el espacio utilizando Análisis de Correlación Canónica (CCA)

## 8. Marco conceptual

Una señal es una variable física que puede ser, matemáticamente, representada como una función de una o más variables. Para el análisis de estas señales, se proponen métodos clásicos como el análisis en la frecuencia y en el tiempo y métodos modernos los cuales realizan un análisis espacio-temporal. Entre los métodos clásicos se encuentra análisis de la potencia y de la energía de la señal y en la frecuencia la Transformada de Fourier. En cuanto a los otros, son métodos más robustos y comprenden transformaciones en el espacio, en el tiempo, correlaciones y otras herramientas matemáticas. Para el desarrollo de un modelo matemático apropiado, se realiza teniendo en cuenta condiciones iniciales o de frontera, valores de parámetros y otros. A continuación se explicaran algunos de los métodos utilizados para el análisis de señales y en particular de señales sísmicas, teniendo en cuenta que por su variación en el tiempo y la frecuencia se pueden catalogar como señales dinámicas.

### 8.1. Análisis clásico de señales variables en el tiempo

#### 8.1.1. Señal de potencia y energía

Una señal puede representar un fenómeno físico, es decir se puede definir como una función que conlleva información, siempre se busca que la información esté contenida en un patrón de variaciones de alguna forma. Las señales se representan matemáticamente por funciones de una o más variables independientes, las cuales pueden ser continuas, cuando se definen a lo largo de un intervalo continuo, o discretas cuando se definen sobre una malla de valores discretos.

Las señales pueden ser definidas de potencia o de energía. Una señal es de potencia cuando la potencia media de la señal  $x(t)$  durante un intervalo de tiempo  $T$ , es finita y no es igual a cero, es decir,

$$\overline{P}_x = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_T |x(t)|^2 dt < \infty$$

y es de energía cuando la energía de la señal es finita, es decir

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt < \infty$$

[38].

#### 8.1.2. Transformada de tiempo corto de Fourier

La transformada de Fourier transforma las señales del dominio temporal o espacial al dominio de la frecuencia. Se parte del hecho de que la señal puede ser representada como sumas ponderadas de un conjunto de señales básicas (señales exponenciales complejas). Definamos un conjunto ortogonal conformado por las funciones exponenciales complejas como:

$$\Phi_n(t) = e^{jn\pi w_0 t} \quad (1)$$

donde  $n \in \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$  se denomina armónico, siendo  $w_0 = cte \neq 0$ .

La representación exponencial de la serie de Fourier para cualquier señal de energía, tiene la forma:

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_n e^{jn\pi w_0 t}, t_i < t < t_f \quad (2)$$

Y cada uno de los coeficientes de la serie se determinan como

$$x_n = \frac{1}{t_f - t_i} \int_{t_i}^{t_f} x(t) e^{-jn\pi w_0 t} dt \quad (3)$$

La representación gráfica de los coeficientes complejos de Fourier se denominan espectro de Fourier, el cual representa el aporte en frecuencia de la señal.

Por otra parte, la Transformada en Tiempo corto de Fourier (STFT) determina el contenido en frecuencia y en fase de una señal, en el caso de la señal continua en el tiempo, la función a ser transformada se multiplica por una función ventana, la cual se desliza a lo largo del tiempo, resultando una representación en 2 dimensiones, es decir:

$$STFT\{x(t)\} = X(\tau, w) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(t - \tau) e^{-jw\tau} dt \quad (4)$$

Donde  $w(t)$  es la función ventana.

## 8.2. Análisis dinámico de señales

Los sistemas dinámicos o variables en el tiempo comprenden los sistemas dinámicos lineales y los no lineales,<sup>1</sup> para el análisis, reconocimiento y caracterización de señales dinámicas existen varios métodos, en este documento se estudiará por un lado métodos de descomposición de señales utilizando remoción de ruido por umbralización [20, 7] y representación de señales dispersas utilizando Wavelets Packet (WP) y superdiccionarios [33, 8, 21] y por otro lado teniendo en cuenta que las señales no son de la misma longitud, se utilizará el algoritmo Dynamic Time Warping (DTW), para ajustar las series a la misma escala del tiempo [39, 25, 27, 36].

---

<sup>1</sup>Los sistemas lineales cumplen el principio de aditividad y homogeneidad, mientras los no lineales no cumplen estos principios.

### 8.2.1. Umbralización rígida y suave

Los métodos de filtrado no lineal consideran que el ruido en una señal se encuentra distribuido en cada coeficiente wavelet de valores pequeños, mientras que en los de valores grandes se encuentra toda la información, de esta forma para poder manipularlos se proponen 2 tipos de umbrales que definen el nivel de ruido, umbral rígido (hard threshold) y umbral suave (soft threshold).

El umbral rígido elimina (lleva a 0) los coeficientes wavelet que se encuentran debajo de cierto umbral elegido, mientras que deja igual a los otros [8, 18], es decir:

$$d_{j,k} = \begin{cases} 0 & j \geq \lambda \\ d_{j,k} & j \leq \lambda \end{cases} \quad (5)$$

sin embargo este umbral causa discontinuidades, lo que puede producir artefactos en la señal reconstruida debido a la discontinuidad presente en el valor del umbral.

El umbral suave es una extensión del umbral rígido, elimina, también, los elementos inferiores a un umbral determinado, la diferencia radica en que lleva los otros a un valor determinado, así:

$$d_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(d_{j,k})(|d_{j,k}| - \lambda) & |d_{j,k}| > \lambda \\ 0 & |d_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (6)$$

el problema de esta umbralización es que al reconstruir la señal la amplitud es menor que la original.

Estimación del umbral: para estimar el umbral se pueden emplear cualquiera de los 4 estimadores estadísticos [20, 7]:

- Universal

El valor del umbral depende de la cantidad de coeficientes  $N$ , relacionados con la desviación estándar y la cardinalidad del conjunto de datos. así:

$$\lambda = \sqrt{2\log(N)} = \sigma \sqrt{\frac{2\log(l)}{l}} \quad (7)$$

donde  $l$  es la cardinalidad de los coeficientes y  $\sigma$  es la desviación estándar de la señal.

- Adaptativo

El valor del umbral depende de  $N$  y de los coeficientes. En este se puede encontrar el método SURE (estimador de riesgo no sesgado de Stein), donde se calcula un vector de riesgo a partir de los datos y un índice de riesgo

$$\lambda = \sqrt{NV(K_{min})} \quad (8)$$

Donde  $V(K_{min})$  es un vector de datos formado por los coeficientes al cuadrado, organizados en orden ascendente y  $K_{min}$  es el mínimo riesgo, de un vector de riesgo calculado como:

$$R(k) = \frac{N - 2k + \sum_{j=1}^k NV(j) + (N - k)NV(N - k)}{N} \quad (9)$$

- SURE heurístico, que ademas de lo anterior, selecciona el menor valor de los umbrales, para retener mas el ruido.

- Minimax

El valor del umbral es el mínimo de un conjunto de valores dados del máximo error cuadrático medio.

$$\lambda = 0,3936 + 0,1829(\log(N)/\log(2)) \quad (10)$$

Ademas, para realizar la umbralización es necesario realizar una ponderación (escalamiento) de coeficientes de acuerdo con sus valores, existen 3 formas [40][41]:

- Ponderación Global (one): a todos los coeficientes de todos los niveles se les aplica el valor del umbral sin ponderar.
- Ponderación de primer nivel (sln): se calcula el nivel de ruido de los coeficientes de detalle del primer nivel de descomposición a partir de la desviación media absoluta, ya que en estos es donde hay mas concentración de ruido.

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{mediana}(|d_k^l|)}{0,6745} \quad (11)$$

Donde  $\hat{\sigma}$  es el nivel del ruido estimado, y por tanto

$$\lambda^* = \hat{\sigma}\lambda \quad (12)$$

- Ponderación por nivel: El valor de ponderación se realiza por nivel de acuerdo al nivel de ruido en la escala.

### 8.2.2. Representación dispersa de señales utilizando wavelets packet y superdiccionarios

Una señal  $s$  puede ser representada de forma dispersa, utilizando una combinación lineal de átomos en un diccionario sobre completo  $\Phi$ . Un diccionario es una colección de formas de onda parametrizadas. Suponga una señal  $s$ , como un vector dentro de un espacio euclidiano  $\mathbb{R}^N$ , donde cada señal de  $s$  puede ser reconstruida por una sola combinación lineal de átomos de una matriz  $\Phi$ , donde  $\Phi$  es el conjunto base en  $\mathbb{R}^{N \times k}$  y  $k$  representa la cantidad de átomos en el diccionario:

$$s = \sum_{i=1}^n \Phi \alpha \quad (13)$$

Los coeficientes  $\alpha$  pertenecen a el espacio  $\mathbb{R}^{1 \times k}$ . El problema de la representación es un problema de optimización, donde se debe encontrar un vector de coeficientes  $\alpha$  mínimo de norma 1, tal que:

$$\min \|\alpha\|_1 \quad (14)$$

suje to a

$$\Phi\alpha = s \quad (15)$$

De acuerdo con lo anterior, varios métodos de descomposición se pueden utilizar para buscar la solución:

1. Métodos de frames (MOF) este método selecciona una solución para (11), cuyos coeficientes tienen el mínimo en  $l^2$ , así:

$$\min \|\alpha\|_2$$

suje to a

$$\Phi\alpha = s$$

La solución es única  $\alpha^T$  en  $\mathbb{R}^P$ . MOF selecciona el elemento de este subespacio encerrándolo en el original.

$$\alpha^T = \Phi^T s = \Phi^T (\Phi\Phi^T)^{-1} s \quad (16)$$

Sin embargo esta forma de representación no preserva la dispersión, ya que si el objeto subyacente tiene muchas representaciones dispersas en términos del diccionario, entonces los coeficientes encontrados con MOF son mucho menos dispersos, es decir cada átomo con el producto interno diferente de 0 es una solución. Otra desventaja del método es que es intrínsecamente limitado en resolución.

2. Matching Pursuit (MP). Método de descomposición aproximada que abarca el tema de dispersión directamente. Empieza con una aproximación inicial,  $S^{(0)} = 0$  y residual  $R^{(0)} = s$ , en la etapa  $k$ , se identifica el átomo del diccionario que mejor está correlacionado con el residuo, realizando una programación lineal así:

$$s^{(k)} = s^{(k-1)} + \alpha_k \Phi_{\gamma_k} \quad (17)$$

después de  $m$  pasos la representación es de la forma

$$s = \sum_{i=1}^m \alpha_{\gamma_i} \Phi_{\gamma_i} + R^{(m)} \quad (18)$$

La ventaja de este método se puede encontrar cuando el diccionario es ortogonal, en caso de que esto no suceda, se dice que el algoritmo es miope, es decir,

en las primeras iteraciones realiza cambios errados y se gasta mucho tiempo en corregirlos. Los diccionarios más usados con MP son WP y Gabor.

3. Las mejores bases ortogonales (BOB). Para este método se debe desarrollar esquemas de descomposición específica, personalizada y adaptadas al diccionario. por ejemplo wavelet packet (WP), coseno packet (CP), ya que se pueden conseguir diccionarios ( $\gg 2^n$  para señales de tamaño  $n$ ). Coiffman y Wickerhauser et al [8] han propuesto un método adaptativo de recolección entre muchas bases una única ortogonal llamada «la mejor base». Si  $(s[B]_I)_I$  es el vector de coeficientes de  $s$  en una base ortogonal  $B$ , y si definimos la entropía

$$E(s[B]) = \sum_I e(s[B]_I)$$

donde  $e(s)$  es una función escalar, se debe solucionar

$$\min\{E(s[B]) : B \text{ base ortogonal} \subset D\}$$

Este algoritmo en algunos casos se aproxima a la representación dispersa óptima.

4. Basis Pursuit (BP). Se buscará la representación de  $s$  en diccionarios sobre completos

$$s = \sum_{\gamma} \alpha_{\gamma} \Phi_{\gamma} \quad (19)$$

El principio de este método es encontrar la representación de la señal  $s$  cuyos coeficientes tengan la mínima norma de  $l^1$

$$\min \|\alpha\|_1$$

sujeto a

$$\Phi\alpha = s$$

La solución en  $l^1$  se representa como un problema de optimización convexa y no cuadrática. Para esto se realiza una programación lineal (LP), donde se define una función objetivo  $c^T x$  y  $Ax = b$  un conjunto de igualdades restringidas, con  $x \geq 0$ , se debe suponer que la solución óptima para  $x$  diferente de 0 existe. En la solución hay  $n$  coeficientes diferentes de 0 y estos son asociados a las  $n$  columnas de  $A$ , los cuales forman una base en  $\mathbb{R}^n$ . Una vez identificada la base, la solución es única. Para resolver el problema de optimización BP utiliza 2 métodos, el simplex y el interior. El BP- simplex, una vez encontrada la base inicial  $B$ , la cual pertenece a  $\mathbb{R}^n$ , con  $n$  columnas linealmente independientes de  $A$  para la que corresponde una solución  $B^{-1}b$  no negativa, se debe intercambiar iterativamente la descomposición actual intercambiando átomos por nuevos, con el fin de mejorar la función objetivo, es decir trabaja alrededor de un punto. El BP\_ interior, se aborda la interacción interior básica y se llama un procedimiento de cruce que utiliza interacciones simplex para hallar el punto extremo de optimización.



### 8.2.3. Dynamic Time Warping (DTW)

DTW es una técnica utilizada para alinear series en el tiempo, en otras palabras DTW tiene la capacidad de estirar o comprimir una serie temporal para ajustarla al tamaño de otra. Tomemos 2 series en el tiempo,  $X \in \mathbb{R}^{d_x \times n}$  y  $Y \in \mathbb{R}^{d_y \times n}$ , DTW alinea optimamente las muestras de X y Y de tal manera que el costo de suma de cuadrados se minimiza, es decir:

$$J_{DTW}(P) = \sum_{t=1}^m ||X_{P_t^x} - y_{p_t^y}||^2 \quad (20)$$

Donde m es el número de índices o pasos para alinear ambas señales. La matriz de correspondencia P puede ser parametrizadas por un par de vectores de trayectoria,  $P = [p^x, p^y] \in \mathbb{R}^{2 \times m}$ , donde  $p^x \in \{1 : n_x\}^{m \times 1}$  y  $p^y \in \{1 : n_y\}^{m \times 1}$ . El  $i^{th}$  término en X y el  $j^{th}$  término en Y son alineados y si, si y solo si existe  $p_t = [p_t^x, p_t^y]^T = [i, j]^T$ , para algún t. P debe satisfacer mínimo las 3 primeras condiciones, de las 5 planteadas por [42]<sup>2</sup>

Explicando las condiciones a tener en cuenta: primera condición o condición de  $(p_1 \simeq [1, 1]^T$  y  $p_m \simeq [n_x, n_y]^T)$ , la segunda, continuidad ( $0 \leq p_{t_1} - p_{t_2} \leq 1$ ) y la tercera, monotonicidad ( $t_1 \geq t_2 \Rightarrow P_{t_1} - P_{t_2} \geq 0$ ). La programación lineal para solucionar el problema de encontrar la trayectoria de deformación que minimice el costo, es compleja, puesto que las trayectorias de alineación de X y Y es exponencial en  $n_x$  y  $n_y$ ; una solución de programación dinámica se presenta como alternativa, el cual calcula la distancia mínima acumulativa de las celdas vecinas, esta trayectoria de deformación está representada como:

$$L^*(p_t) = \min_{\pi(p_t)} ||x_{p_t^x} - y_{p_t^y}||^2 + L^*(p_{t+1}) \quad (21)$$

Donde la función de valor del costo  $L^*(p_t)$ , representa el costo restante para el  $t^{th}$  paso siguiendo las políticas de optimización  $\pi^*$ . Donde la función  $\pi$  está representada como  $\pi : \{1 : n_x\} \times \{1 : n_y\} \rightarrow \{[1, 0]^T, [0, 1]^T, [1, 1]^T\}$ , define la transición determinista entre pasos consecutivos  $p_{t+1} = p_t + \pi(p_t)$ . Una vez conocida el punto final, la trayectoria puede ser construida desde el punto de partida.

Por ejemplo, se tienen dos señales en el tiempo  $X(t) = \{2, 4, 3, 5, 5, 2, 4\}$  para  $t = [1 : 7]$  y  $Y(t) = \{2, 4, 3, 5, 2, 5, 5, 2, 4\}$  para  $t = [1 : 9]$ , figura 1, observe que Y(t) tiene una longitud mayor a X(t), se quiere ajustar Y a X, la técnica DTW usa como medida la distancia Euclidiana entre las dos señales

<sup>2</sup>1. de frontera. 2. de Monotonicidad. 3. de Continuidad. 4. de ajuste de ventana: este ajuste se realiza para impedir excesivas deformaciones temporales y mejorar la velocidad de los algoritmos de calculo.  $i_k - j_k \leq r$ , donde r es un entero positivo que ajusta la ventana. 5. sobre la pendiente: la pendiente no debe ser ni muy suave ni muy inclinada, para que un tramo corto de una serie no vaya a corresponder a un tramo largo de la otra. Esta condición se refiere a que si el punto  $w_k$  se mueve m veces consecutivas en dirección de uno de los ejes, entonces deberá moverse en la dirección de la diagonal n veces, antes de volver a moverse en la misma dirección del eje anterior. Esta restricción se puede ver como un parametro  $p = \frac{n}{m}$ , de aquí se puede deducir que entre mas grande p mayor la restricción. [42]. Otros autores operan con las tres primeras condiciones, las cuales son formas mas simples para el desarrollo de los algoritmos y toman el coeficiente de ponderación igual a 1 [39, 26, 27, 36].

y permite su alineamiento. La distancia de deformación se da por la mínima trayectoria del recorrido para llegar del inicio (índice (1,1)), hasta el final (índice (9,7)). En la figura 1 (a) representan las dos secuencias, en (b) se representa la trayectoria mínima escogida, esta está representada por las flechas rojas, la cual representa la mínima distancia acumulada y por último la figura (c), representa las posiciones inicial y final y los índices que recorre W. Observe que X(t) en la posición 5 dura 3 índices de tiempo en lugar de 1, en este punto es que se compensa las secuencias de tiempo. De este modo las secuencias se aceleran o desaceleran a lo largo del tiempo. en (c) también se pueden observar 2 barras azules, las cuales pueden delimitar un enventanado con el fin de reducir un poco los costos computacionales (este tema se tocará mas adelante).

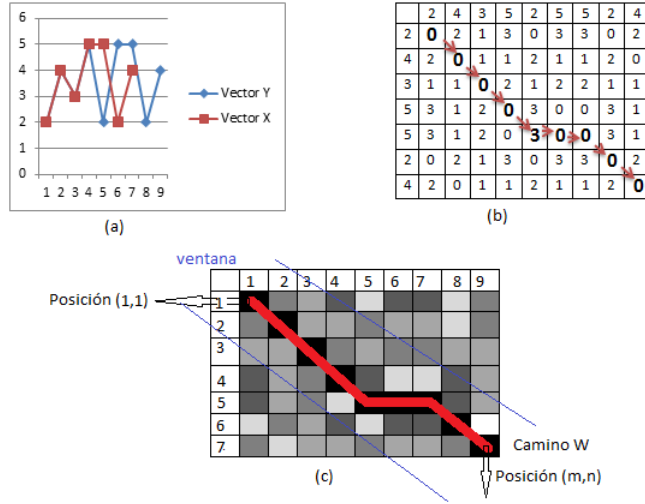


Figura 1: Ejemplo alineamiento del vector X(t) y Y(t) . (a) Representación de las funciones X(t) y Y(t). (b) Medición de la distancia entre los puntos de X(t) y Y(t), búsqueda del camino optimo. (c) Camino optimo representado en los índices de posición, desde la posición (1,1) hasta (m,n). Fuente: presentación propia de los autores.

Estas formas más simples para el desarrollo de los algoritmos, aplicando solamente las 3 primeras condiciones (frontera, monotonicidad y continuidad), es tenido en cuenta por autores como [39, 26, 27, 36] , tomando el coeficiente de ponderación igual a 1. Este algoritmo de programación dinámica se puede reducir a 3 pasos:

1. Definir la matriz de costos D de dimensión m x n cuyas entradas D(i,j) estén definidas a partir de las series:

$$X = x_1, x_2, \dots, x_i$$

$$Y = y_1, y_2, \dots, y_j$$

Con  $i=[1:m]$  y  $j=[1:n]$ , de la siguiente manera:

$$D(i, j) = DTW(X, Y)$$

2. Observar las restricciones de monotonía y continuidad, para la trayectoria y calcular cada elemento  $D(i,j)$  de la matriz, a partir de sus elementos adyacentes  $D(i-1,j)$ ,  $D(i-1,j-1)$  y  $D(i,j-1)$  y de la distancia  $d(i,j)$  entre  $a_i$  y  $b_j$ , mediante  $D(i, j) = d(i, j) + \min\{D(i-1, j), D(i-1, j-1), D(i, j-1)\}$ , el llenado de la matriz se hace de abajo hacia arriba y de izquierda a derecha, la figura (4), se muestra de forma gráfica cómo ir llenando la matriz de costos.

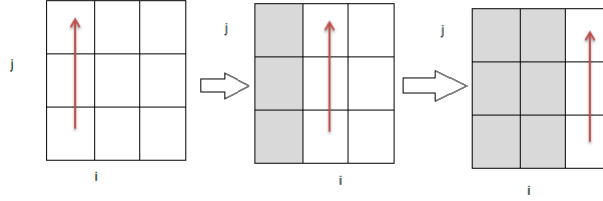


Figura 2: Forma gráfica de cómo llenar la matriz de costos. Primero se empieza el recorrido hallando las distancias en la posición (1,1), se llenan todas la columna 1 (incremento consecutivo en la fila), luego se incrementa la columna en 1 (posición (1,2)) y se llena toda la columna (incremento consecutivo en todas las filas) y se hace iterativo el proceso hasta que toda la matriz este llena. Fuente: presentación propia de los autores.

3. Para determinar la trayectoria óptima,  $W_{opt} = \widetilde{w}_1, \widetilde{w}_2, \dots, \widetilde{w}_k, \dots, \widetilde{w}_K$ , se comienza en el punto  $\widetilde{w}_K = (i, j)$ , en el paso por  $k$ , se buscan los 3 puntos adyacentes ubicados a la izquierda y abajo, como muestra la figura (3) y así ir construyendo la trayectoria hasta el inicio ( punto (1,1))

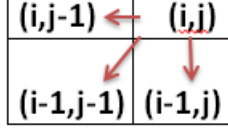


Figura 3: Construcción de la trayectoria óptima. A partir de la matriz de correlación o similitud construida, se para en la última posición de la matriz, posición  $(i,j)$  y desde ahí se va construyendo la trayectoria, a partir de la suma acumulada de los vecinos hasta llegar a la posición  $(1,1)$ , la trayectoria definida es la suma acumulada mínima. Fuente: presentación propia de los autores.

La complejidad espacial y temporal del algoritmo es  $O(i \times j)$ , cuando se tiene la necesidad de calcular la DTW entre series  $n$  la complejidad es  $O(i^2 \times n^2)$ , es por esto que se deben buscar procedimientos que permitan acelerar los cálculos de la DTW. De aquí, por ejemplo la importancia de trabajar con restricciones en los ajustes de las ventanas, por ejemplo las bandas de Sakoe-Chiba o la de paralelogramo de Itakura, el lector puede remitirse a Roche et al [42] para mayor información. Otra forma de mejorar el procedimiento es representar las series de forma reducida para calcular la DTW<sup>3</sup>, una manera de hacerlo, es partir la serie en intervalos iguales, para luego tomar como representación reducida la serie formada por los promedios de los valores de la serie original en cada intervalo.

Sea

$$X = x_1, x_2, \dots, x_i$$

Y que  $i = 2^u$ , entonces  $X$  se puede representar de forma diferente como

$$X' = x_1, x_2, \dots, x_{2^l}, \forall l \in \{0, 1, \dots, u\}$$

Una forma más completa de modificar el método DTW es agregando además del ajuste en el tiempo el ajuste en el espacio, es por esto que Zhou et al [26], en su documento propone la implementación del Algoritmo CTW, explicado a continuación.

#### 8.2.4. Canonical Time Warping (CTW)

Ahora se propone un método que mezcla CCA y DTW, es decir se realiza una alineación en el espacio y otra en el tiempo, a este método se le llama CTW [26], para esto se extiende CCA al permitir deformaciones espaciales locales y se aplica DTW ajustando en el tiempo. Retomando la ecuación 2.17 y teniendo en cuenta, no solamente, el alineamiento en el tiempo sino también en el espacio, se puede reescribir la función de energía para CTW, como:

<sup>3</sup>Esto genera una variación de la DTW, llamada PDTW (piece DTW).

$$J_{DTW}(W_x, W_y) = \sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_y} w_i^x w_j^y \|x_i - y_j\|^2 = \|XW_x^T - YW_y^T\|_F^2 \quad (22)$$

Donde  $W_x \in \{0, 1\}^{m \times n_x}$   $W_y \in \{0, 1\}^{m \times n_y}$  son matrices de selección binaria que alinean X y Y (codifican la trayectoria de alineamiento). Observe que la ecuación 2.19 es muy parecida a la 2.16, la cual representa el análisis de correlación canónica, su solución también es cerrada en términos del problema de eigenvalores generalizados. La transformación lineal (método CCA) es aplicado a las filas (características), mientras que la transformación binaria se aplica a las columnas (DTW). Este es un problema de optimización, el cual se puede plantear como:

$$J_{CTW}(W_x, W_y, V_x, V_y) = \|V_x^T X W_x^T - V_y^T Y W_y^T\|_F^2 \quad (23)$$

Donde  $V_x \in \mathbb{R}^{d_x \times b}$ ,  $V_y \in \mathbb{R}^{d_y \times b}$ ,  $b \leq \min(d_x, d_y)$  parametriza la deformación espacial mediante las secuencias en el mismo sistema de coordenadas y  $W_x$  y  $W_y$  deforman la señal en el tiempo, para lograr un alineamiento óptimo en el tiempo (DTW), de una forma similar lo hace para lograr un alineamiento óptimo en el espacio por medio de CCA. Para aplicar este método las condiciones a tener en cuenta son las siguientes:

1.  $XW_x 1_m = 0_{d_x}$ ,  $YW_y 1_m = 0_{d_y}$
2.  $V_x^T X D_x X^T V_x = V_y^T Y D_y Y^T V_y = I_b$

$V_x^T X W_y Y^T V_y$  es una matriz diagonal. El problema de optimización descrito en la ecuación 2.20 es no convexa con respecto a las matrices de alineamiento utilizada por DTW y proyectadas especialmente de una forma optima utilizando CCA.

El análisis de correlación canónica CCA, representa una técnica utilizada para extraer características comunes entre un par de datos multi variados. Este, identifica la relación entre 2 conjuntos de variables, mediante la búsqueda de combinaciones lineales en las variables del primer conjunto  $X \in \mathbb{R}^{d_x \times n}$ , que estén más correlacionados con la combinación lineal de las variables del segundo conjunto  $Y \in \mathbb{R}^{d_y \times n}$ . si se asume media cero en los datos, CCA encuentra una combinación de las variables originales que minimiza a:

$$J_{CCA}(V_x, V_y) = \|V_x^T X - V_y^T Y\|_F^2 \quad (24)$$

sujeto a:  $V_x^T X X^T V_x = V_y^T Y Y^T V_y = I_b$

Donde corresponde a la matriz de proyección de X y está representada como  $V_x \in \mathbb{R}^{d_x \times n}$ , similarmente para  $V_y$ . El par de variables canónicas ( $V_x X, V_y Y$ ) no están correlacionadas con otras variables canónicas de orden inferior. Cada par de variables canónicas sucesivas logra una correlación ortogonal máxima con los pares anteriores. La ecuación 2.16 tiene una solución de forma cerrada en terminos de una solución generalizada de valores propios. Es así como para su solución debe de esta forma garmatizarse la monotonicidad, para esto [43],

en la función de aprendizaje de ajuste combina linealmente funciones tangente hiperbólica con coeficientes no negativos.

El proceso se hace iterativo y alterno entre cada método; los pasos decrecen monótonicamente hasta converger a un punto crítico.

## 9. Materiales y métodos

### 9.1. Base de Datos

Los datos usados para la realización de este trabajo se obtuvieron gracias a la colaboración del Observatorio Sismológico de la Universidad del Quindío (O.S.Q.), el cual fue creado el 26 de enero de 1999 como estación sismológica local, alrededor de la zona epicentral del sismo del Quindío (25 de enero de 1999) determinada por la Red Sismológica Nacional de Colombia (RSNC) . Puesto que es muy importante el conocimiento de las estaciones de captura de datos, sus características, ubicación, cantidad de estaciones sismográficas, pues esto es lo que define la red, vamos a ampliar esta información como sigue:

Tipos de investigaciones que se lleva a cabo datos: magnitud, fuente proveniente, amenazas, investigaciones del interior de la tierra.

Tipos de sistemas de registro sísmico: análogo o digital.

Composición del sistema: Sensor, sismómetro o acelerómetro, sistema de acondicionamiento de la señal, telemetría, sistema de adquisición y registro (ubicada en el centro de recepción de datos).

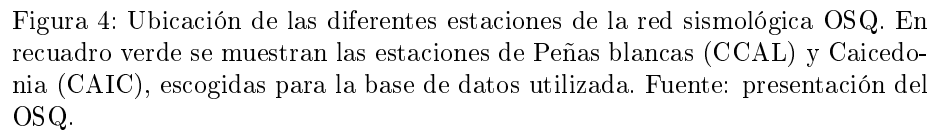
Red actual:

- 2 estaciones sismológicas análogas con telemetría.
- 2 estaciones sismológicas digitales con telemetría.
- 2 estaciones sismológicas de banda ancha portátiles.
- 6 estaciones acelerográficas portátiles.
- Un centro de recepción de datos en la Universidad del Quindío.

Los instrumentos sismológicos de las estaciones son:

- Sismómetros de periodo corto, uniaxiales, marca Kinematics, modelo Ranger SS-1 con frecuencia Natural de 1 Hz. De tipo electromagnético. Sensibilidad de 3600 V.s/m
- Osciladores controlados por voltaje (VCO), con frecuencias de portadora en el rango de audio (340 Hz – 3060 Hz), ancho de banda de 250 Hz y rangos del voltaje estándar entre -5V y + 5 V.
- Sismómetros de banda ancha triaxiales, marca Nanometrics, Modelo Trillium 240, con periodo de 240 s. Sensibilidad de 1200V-s/m, ancho de banda de -3dB por paso a 240 s and 200Hz

- Las señales de las diferentes estaciones sismológicas y acelerográficas se adquieren en el centro de recepción de datos ubicado en el Centro de Investigación de la facultad de ingeniería (CEIFI) de la Universidad del Quindío, a través de varios sistemas de adquisición y las señales son almacenadas en diferentes formatos sismológicos. La figura (5) muestra la localización de las diferentes estaciones que conforman la red sismológica del OSQ. Y las dos estaciones de las cuales se extrajeron los datos para la base de datos utilizada en este trabajo. CCAL indica la estación Peñas Blancas y CAIC la estación Caicedonia.



39

(ST), cada una con 240 señales, registradas por las estaciones mencionadas (estaciones de referencia de la red sismológica del OSQ), puesto que estas dos estaciones no han cambiado su localización y han permanecido en funcionamiento continuo desde la instalación inicial de la red, además de ser las estaciones base para el proceso de clasificación y localización. Las señales de dichas estaciones son muestreadas una frecuencia de 100 Hz, con una resolución de 12 bits. El tamaño de cada señal depende del tipo de sismo y de la energía del mismo, razón por la cual cada sismo tiene una duración variable dependiendo de dichos aspectos. Antes de empezar cualquier análisis, las señales han sido ajustadas a un nivel DC de 0.

## **9.2. Caja de herramientas**

### **9.2.1. Matlab R2013a**

El software Matlab R2013b fue necesario para el análisis de las señales sísmicas. Matlab es una herramienta computacional de alto nivel que se utiliza para el desarrollo de algoritmos, visualización de datos, análisis de datos y computación numérica.

PRTools: Es una herramienta de Matlab que se utiliza para el reconocimiento estadístico de patrones tradicionales, contiene aproximadamente 300 rutinas. Se puede utilizar para el diseño de prototipos de sistemas de reconocimiento de patrones, diseño y la evaluación de nuevos algoritmos, La integración en áreas aplicadas al análisis de datos, como la visión artificial, el diagnóstico médico, zonas sísmicas, teledetección, quimiometría y la bioinformática.

### **9.2.2. Herramienta para representaciones dispersas y diccionarios**

el Toolbox\_sparse\_methods/Atomizer\_0802 para Matlab, presenta una herramienta completa para la descomposición atómica de señales 1 D en varios diccionarios, las técnicas utilizadas para la descomposición incluyen los métodos BP, MOF, mejor base ortogonal para bases WP y CP y por último MP. Además tiene la posibilidad de complementar estos métodos con denoising, donde para BP y MOF utiliza mínimos cuadrados, para MP y mejor base ortogonal utiliza umbralización.

### **9.2.3. Librería DTW**

Este algoritmo desarrollado por Ellis et al [25] propone el reconocimiento de palabras teniendo en cuenta que la misma palabra puede tener diferente duración y por lo tanto su identificación puede ser errónea, ajusta una palabra a una plantilla por medio del algoritmo dynamic time warp, de la siguiente manera:

1. Organiza una matriz con la plantilla (modelo de la palabra) y la palabra a analizar, de forma tal que cada casilla de la matriz de la distancia entre las dos señales.



2. Implementa una sub rutina de programación dinámica donde evalúa los vecinos en la matriz.
3. Subrutina desarrollada en C++ para una ejecución rápida en la búsqueda de la trayectoria.

#### 9.2.4. Librería CTW

Esta librería desarrollada por Feng Zhou en el 2009 y complementada en el 2012[26, 27], cuenta con implementaciones de los métodos DTW, CTW y GTW. Y librerías en general para la aplicación de estos métodos.

## 10. Metodología para el reconocimiento de señales sísmicas

Las metodologías usadas son representadas mediante el diagrama en bloques de la figura 6. Los bloques plantean la solución a todo el problemas desde la adquisición de la señal, sin embargo nos dedicaremos explícitamente a la parte de caracterización, para el reconocimiento de sismos, mediante técnicas de umbralización, representación dispersa y ajuste de señales en el tiempo. Aunque este trabajo se refiere a una tarea específica, reconocer señales sísmicas, se debe tener un preprocesamiento de la señal, el cual se consigue en la base de datos citada. y para la posterior clasificación, análisis de relevancia la cual se da por medio de los descriptores estadísticos de los datos de umbralización y los datos de la representación dispersa y la correlación obtenida con el método DTW. El aprendizaje se hace por medio de una maquina de soporte vectorial (SVM).

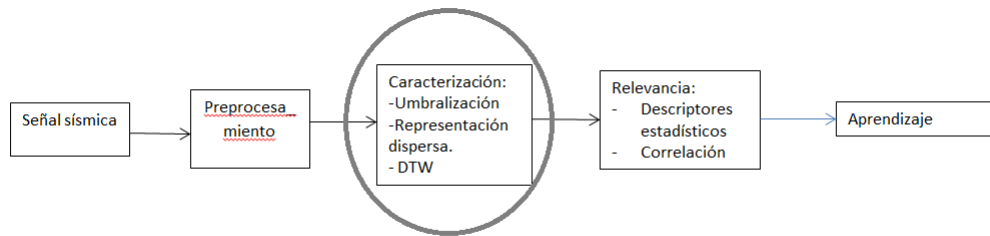


Figura 5: Diagrama en bloques metodología reconocimiento de señales sísmicas. se divide en 5 bloques. 1. BD de las señales sísmicas dividida en 3 clases, sismos locales 240 señales, sismos regionales 240 señales, telesismos 240 señales. 2. el preprocesamiento de la señal, la cual se hizo en el OSQ, donde las señales son ajustadas a 0. 3. Caracterización de las señales sísmicas, objetivo de este trabajo. 4. Análisis de relevancia, por medio de descriptores estadístico o analisis de correlación de acuerdo con el método aplicado. y 5. Aprendizaje, el cual se realiza por medio de una SVM. Fuente: presentación propia de los autores.

A continuación se ampliará la información del procedimiento a llevar a cabo para escoger el mejor método para el reconocimiento de sismos:

### 10.1. Método de umbralización

Con este método, se pretende, reducir el ruido de fondo inherente a la señal sísmica, empleando el método de umbralización mediante la técnica de transformada wavelet, ya que la señal se encuentra distribuida en cada coeficiente wavelet de valores pequeños, mientras que en los de valores grandes se encuentra toda la información [6], se trata de encontrar la aproximación mas cercana a los valores  $x_n$  dado  $y_n$ , de acuerdo con el siguiente modelo:

$$y_n = x_n + e \quad (25)$$

donde  $x$  es la señal sin ruido,  $e$  es el ruido gaussiano presente y  $n$  es la longitud de la señal. Se debe eliminar la contribución al valor correspondiente al valor estimado  $e$  de cada uno de los coeficientes wavelet, realizando una limitación por nivel o umbralización, suponiendo que en las señales sísmicas:

1. La mayoría de los coeficientes wavelet tienen gran componente de ruido, los que no son muy pequeños o son 0.
2. El ruido está distribuido de igual forma en todos los coeficientes wavelet.
3. La potencia del ruido es menor que la de la señal útil.

Un valor de umbral muy alto puede producir muchos coeficientes wavelet iguales a 0 y si la señal es muy ruidosa se obtendría perdida de información, un umbral muy pequeño supone los coeficientes muy cercanos a los de la señal original y por tanto una remoción de ruido insuficiente. Por esto se emplean los métodos propuestos en la literatura citada en la sección 8.2.1.

El procedimiento se realiza así:

1. Hallar la transformada continua wavelet de cada señal a analizar.
2. Ponderar los coeficientes de acuerdo con el criterio de escalamiento de coeficientes [40][41].
3. Aplicar la función de umbralización adecuada (rígida o suave).
4. Obtener descriptores estadísticos.
5. Clasificar la señales por medio de un SVM multiclase.

La figura 6 muestra el diagrama en bloques del procedimiento para la umbralización, de acuerdo con lo visto anteriormente.

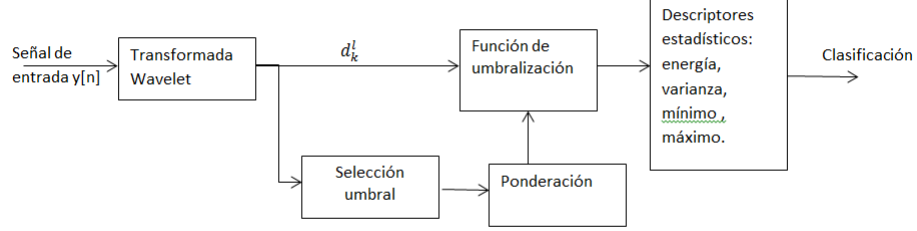


Figura 6: Diagrama en bloques metodología propuesta para el filtrado de señales sísmicas utilizando umbralización suave y rígida. Primero se extraen los coeficientes wavelet y con estos se puede escoger dos opciones: una, aplicar la función de umbralización rígida o suave y extraer descriptores estadísticos (energía, varianza, mínimo y máximo) y clasificar. y la otra, seleccionar un umbral ( universal, SURE heurístico, SURE riguroso o minimax), ponderar (global o por nivel), aplicar la función de umbralización, extraer descriptores estadísticos y clasificar. Fuente: presentación propia de los autores.

## 10.2. Método representación dispersa utilizando diccionarios

Este método aplicado a las señales sísmicas propone, ajustar cada señal sísmica a un modelo de ondas parametrizadas consignadas en un diccionario o un superdiccionario. Tomando el siguiente modelo [44]:

$$y = \Phi\alpha \quad (26)$$

donde  $y$  representa cada una de las señales sísmicas,  $\Phi$  representa un diccionario o superdiccionario y  $\alpha$  los coeficientes a encontrar para representar la señal  $y$ . El objetivo del método es encontrar  $\alpha$  mínimo para que con la interacción del diccionario se pueda representar  $y$ . Para llevar a cabo el método se procede de la siguiente forma:

1. Crear un diccionario o súper diccionario. En este se utiliza diccionario WP y CP; el diccionario son paquetes de átomos formados por ondas parametrizadas, por ejemplo WP ondas wavelet indexadas y formada por 3 parámetros interpretados de forma natural: posición, escala y frecuencia y CP por formas de onda coseno. Un superdiccionario se forma con la unión de 2 o mas diccionarios, por ejemplo, WP+CP.

2. Realizar una representación adaptativa de la señal sísmica utilizando métodos de representación dispersa MOF, MP, BOB o BP, utilizando diccionarios por medio de búsqueda de base, es decir, la señal es representada por [45, 8]

$$x = \Phi\alpha \quad (27)$$

donde  $\Phi$  representa el superdiccionario y los coeficientes  $\alpha$  referenciados a los átomos. Se debe encontrar los coeficientes  $\alpha$  tal que:

$$\alpha = \min_{\alpha'} \|\alpha'\|_n \quad (28)$$

sujeto a  $x = \Phi\alpha$

donde  $\|\alpha\|_n$  es la norma  $n$ , representado por 2, 1 o 0 [20], es decir

$$\begin{bmatrix} D \end{bmatrix}_{n \times m} \begin{bmatrix} \alpha \end{bmatrix}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} y \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

3. Obtener descriptores estadísticos.
  4. Clasificar la señales por medio de un SVM multiclase.
- Esta metodología esta representada en la figura 7

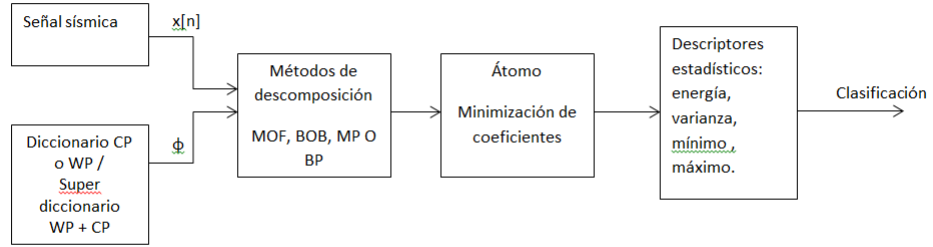


Figura 7: Diagrama en bloques de la metodología para la representación de señales dispersas utilizando diccionarios wavelets (WP) y coseno packet (CP) y superdiccionarios WP + CP. Se toma una señal sísmica de la base de datos, se compara con un diccionario o super diccionario, se descompone la señal mediante cualquiera de los métodos planteados, se hallan los coeficientes mínimos que mejor represente la señal (átomo) estas son las características de la señal, se generan descriptores estadísticos y finalmente se pasa por un clasificador SVM. Fuente: presentación propia de los autores.

### 10.3. Método Dynamic Time Warping

Las señales sísmicas en general son de diferente longitud, por su naturaleza misma, de forma tal que este método, el cual nos ayuda a ajustar señales en el

tiempo, puede ser de gran utilidad en el procesamiento de estas señales [46, 39]. El procedimiento para aplicar este método es:

1. tomar dos señales del mismo tipo de sismo.  $y_1$  y  $y_2$
2. Formar una matriz de forma tal que uno de los dos represente el eje horizontal y el otro el eje vertical.
3. en cada posición (i,j) de la matriz computar la distancia euclidiana de las señales.
4. Minimizar el error de seguimiento de costos de suma de cuadrados
5. Obtener descriptores estadísticos.
6. Clasificar las señales por medio de un SVM multiclase

Siendo más específicos, en general, el algoritmo DTW se puede explicar como muestra el diagrama en bloques de la figura 9, de la base de datos se toman dos señales sísmicas, se calcula la distancia euclidiana, con esto se construye una matriz, llamada matriz de costo y se realiza un rastreo (minimización de costos para la conexión del índice menor de la matriz de costos con el índice mayor [27]. Este método se propone automático para realizar el ajuste a la señal con menor longitud.

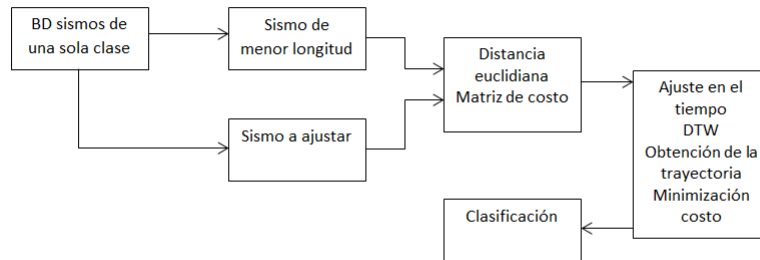


Figura 8: Diagrama en bloques de la metodología DTW. Se toma la base de datos de una sola clase, se halla el sismo de menor longitud (este sismo es el modelo al que todos se van a ajustar), se toma un sismo de la base de datos, se crea una matriz de costo, sobre la matriz de costo, se obtiene un vector de trayectoria, desde la cola hasta el inicio de la matriz de costo, esta trayectoria representa las características. Este procedimiento se realiza sobre las 3 clases de sismos. Por último se pasa por un clasificador SVM. Fuente: presentación propia de los autores.

Hay varias modificaciones realizadas al DTW, esto con el propósito de mejorar problemas encontrados en él, por ejemplo [27], referencia que DTW trabaja sobre una programación dinámica (DP) para hacer una búsqueda exhaustiva sobre todas las posibles rutas de deformación, como se había visto esto se hace por medio de la distancia euclidiana, es decir es un proceso cuadrático, lo que hace que la búsqueda se compleja y restringe secuencias largas, carece de mecanismos de pesos y una extensión directa para largas secuencias es inviable. Estas modificaciones lo hace por medio del método Canonical Time Warping (CTW), visto en la sección anterior.

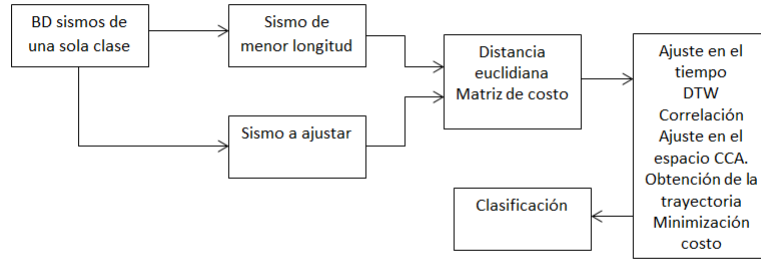


Figura 9: Diagrama en bloques de la metodología CTW. Se toma la base de datos de una sola clase, se halla el sismo de menor longitud (este sismo es el modelo al que todos se van a ajustar), se toma un sismo de la base de datos, se crea una matriz de costo, se realiza un análisis de correlación canónica (CCA), sobre la matriz de costo resultante, se obtiene un vector de trayectoria (minimizando el costo), desde la cola hasta el inicio de la matriz de costo, esta trayectoria representa las características. Este procedimiento se realiza sobre las 3 clases de sismos. Por último se pasa por un clasificador SVM. Fuente: presentación propia de los autores.

## 11. Resultados experimentales y discusión

A continuación se expone los resultados obtenidos a partir de las metodologías de caracterización dinámica, desarrolladas para el reconocimiento de sismos locales, regionales y telesísmos, esto para realizar una comparación entre las diferentes propuestas planteadas. Para los métodos de denoising por umbralización y la representación dispersa, se obtiene la precisión y la desviación estándar, extrayendo los descriptores estadísticos de los resultados obtenidos con el método y pasándolo por un clasificador SVM. Los resultados obtenidos para los métodos DTW y CTW, se obtienen a partir de las matrices de correlación y un clasificador SVM. Los resultados muestran la precisión y robustez de los diferentes

métodos.

### 11.1. Resultados utilizando métodos clásicos

Para poder comparar los diferentes métodos, se parte de los resultados obtenidos con métodos clásicos como la transformada rápida de Fourier (STFT), la tabla 4 muestra los resultados obtenidos para una clasificación multiclase Local-Regional y Telesismo utilizando la STFT. Realizando un análisis de las características obtenidas con el espectrograma, mediante descriptores estadísticos se puede obtener que el tipo de sismo mas discriminante es el regional, ya que todos los descriptores estadísticos lo pueden diferenciar más fácilmente. La energía es la característica mas dominante presentándose gran diferencia entre los regionales y los de las otras clases, con promedios de 2.2344 regional a 0.1714 para el local y 0.2183 para el telesismo; también en la varianza se puede tener valores discriminantes entre los sismos regionales y los otros, con valores promedios de 42.8829 en el sismos regional a 1.9417 y 3.3484 en el local y telesismo respectivamente; el valor mínimo de los sismos. Los mejores porcentajes de acierto se obtuvieron para el grupo de sismos Local - Regional -telesismo donde se alcanzaron porcentajes de 67.4133, con una desviación estándar máxima de 4.3532, si se suprime la varianza como descriptor estadístico los resultados bajan un poco, sin embargo si se varía el traslape los resultados bajan bastante. Sin embargo se esperaría que al implementar un clasificador biclase, entre las diferentes combinaciones de sismos, debería de notarse la diferencia al clasificar con los de tipo regional (esto no se muestra en el documento, por no ser relevante), se observa que la clasificación Local- Regional es de  $68,0400 \% \pm 3,8010$ , Telesismo- Regional  $67\%.4000 \pm 4.5759$  y Local - Telesismo  $51.6400 \pm 3.9937$ , no mostrando una diferencia significativa, puesto que la precisión en el clasificador biclase Local-telesismo es muy baja.

Cuadro 4: Resultados clasificación para grupo multiclase Local- Regional- Telesismo, utilizando STFT.

Ventana	Traslape	muestras	características	SVM acc $\pm$ std
500 ms	90 %	512	Ener, var, min, max	<b>67.4133 <math>\pm</math> 4.3532</b>
		512	Energ, min, max	66.7200 $\pm$ 4.3599
		1024	energ, var, min, max	66.9067 $\pm$ 3.9007
	70 %	512	Energ, var, min, max	57.3867 $\pm$ 5.1461
		1024	Energ, var, min, max	57.5467 $\pm$ 6.6332
100 ms	70 %	512	Energ, var, min, max	60.1600 $\pm$ 3.5903
50 ms	90 %	512	enrg, var, min, max	60.6133 $\pm$ 3.4519
25 ms	90 %	512	energ, var, min, max	61,2000 $\pm$ 3.4733

La tabla 5 muestra los resultados para una clasificación multiclase Local-Regional - Telesismo, utilizando transformada wavelet discreta y los descriptores estadísticos de energía, min, max, var, se muestra que el mejor resultado

obtenido es para una función madre bior 3.9, con descriptores de energía, máximo, mínimo y varianza, esto nos confirma lo hallado en la tabla 4, acerca de los descriptores utilizados, con una precisión de 57.4933 % y una desviación estándar de 3.9831,

Cuadro 5: Resultados clasificación para grupo multiclase Local- Regional- Tele-sismo, utilizando wavelet discreta.

F. madre	niveles	Características	SVM acc $\pm$ std
db5	2	energ, min, max, var	54.8000 $\pm$ 4.0875
coif5	2	energ, min, max, var	54.7733 $\pm$ 3.9299
bior3.7	2	energ, min, max, var	57.2000 $\pm$ 4.0429
<b>bior3.9</b>	<b>2</b>	<b>energ, min, max, var</b>	<b>57.4933 <math>\pm</math> 3.9831</b>

## 11.2. Resultados utilizando umbralización

En la tabla 6, se puede observar los resultados de los análisis hechos en el reconocimiento de sismos, utilizando la metodología de umbralización descrita anteriormente. Siguiendo el procedimiento propuesto, los mejores resultados se obtienen con la función wavelet madre Biorthogonal. Los resultados también muestran que la ponderación de los coeficientes es importante, ya que al no ser ponderados (ponderación one) el desempeño es bajo para las dos funciones de umbralización, por lo tanto aquí no se realizará un análisis detallado de esta situación. En cuanto a la función de umbralización, la suave presenta mejor desempeño que la rígida, donde se obtiene el mejor desempeño con función wavelet madre bior3.9, ponderación sln, función de umbralización suave, obteniendo una precisión de 56.5867 % con una desviación estándar de 4.1132, para umbrales Universal y Sure Huristica. Las funciones madre son influyentes en los resultados, haciendo que la aplicación de algunas de ellas, presente desempeños menor al 50 %. La umbralización suave marca una gran diferencia en el clasificador, esto concuerda con el estado del arte, donde argumenta que la umbralización rígida puede causar discontinuidades [7]. En cuanto a los niveles de descomposición wavelet se trabaja con nivel 2, de acuerdo con el estado del arte el mayor componente en la información de las señales sísmicas se encuentra en los niveles mas bajos de descomposición [17, 18]. En cuanto al nivel sln, un valor de umbral muy alto puede producir muchos coeficientes wavelet iguales a 0 y si la señal es muy ruidosa se obtendría pérdida de información, un umbral muy pequeño supone los coeficientes muy cercanos a los de la señal original y por tanto una remoción de ruido insuficiente.



**Cuadro 6: Método Umbralización de los coeficientes wavelet. Resultados clasificación para grupo multiclase Local- Regional y Telesismo, con clasificador SVM.**

F. Madre	Función de umbralización	Selección umbral	Ponderación	SVM precisión $\pm$ STD
db5	Rígida	Universal	sln	49.1733 $\pm$ 4.3489
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		SURE rigurosa	sln	50.9600 $\pm$ 4.7907
			one	49.9200 $\pm$ 6.0962
		SURE heuristica	sln	49.1733 $\pm$ 4.3489
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		minimaxi	sln	49.3600 $\pm$ 4.1512
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
	Suave	Universal	sln	50.3467 $\pm$ 3.4556
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		SURE rigurosa	sln	51.3600 $\pm$ 4.3953
			one	51.3600 $\pm$ 5.4693
		SURE heuristica	sln	52.0000 $\pm$ 4.7121
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		minimax	sln	49.8933 $\pm$ 4.0234
			one	33.3333 $\pm$ 0.4682
bior3.9	Rígida	Universal	sln	52.7467 $\pm$ 3.2899
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		SURE Rigurosa	sln	53.5733 $\pm$ 4.5130
			one	53.7867 $\pm$ 5.1858
		SURE Heuristica	sln	52.7467 $\pm$ 3.2899
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		minimax	sln	52.4000 $\pm$ 4.0518
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
	Suave	<b>Universal</b>	sln	<b>56.5867 <math>\pm</math> 4.1132</b>
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		SURE Rigurosa	sln	54.0533 $\pm$ 4.1749
			one	52.5067 $\pm$ 4.4662
		SURE Heuristica	sln	56.5867 $\pm$ 4.1132
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682
		minimax	sln	55.8400 $\pm$ 4.1350
			one	33.3333 $\pm$ 0.1682

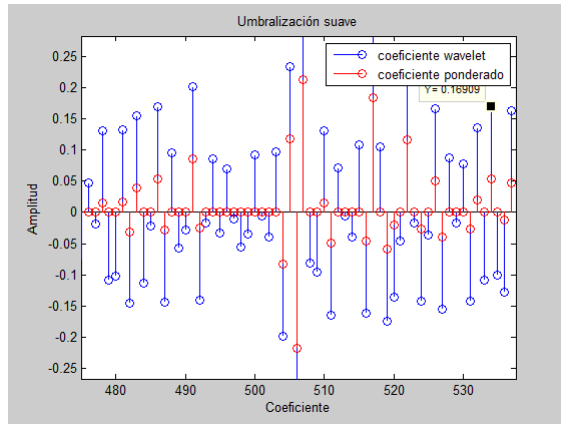


Figura 10: Método Umbralización rígida, ponderada, universal. Representación gráfica de 70 coeficientes obtenidos mediante la transformada wavelet discreta, de un sismo local, y la umbralización. Los coeficientes por debajo del umbral determinado son ajustados a 0 y los coeficientes por encima de un umbral se ajustan de acuerdo a una ponderación suave. Fuente: presentación propia de los autores.

### 11.3. Resultados representación dispersa

Para la clasificación multiclase de sismos locales, regionales y telesísmos, utilizando métodos de descomposición MOF, MP, BOB Y BP, por medio de representación dispersa con diccionarios CP y WP, en los resultados obtenidos, se puede analizar, la representación por medio de diccionarios WP es mejor que la representación por uno CP, sin embargo los resultados son muy próximos entre si. La mejor representación se obtuvo con un diccionario CP, con una precisión de 91.28 % y una desviación estándar de 3.3234. Observe que las desviaciones estándar es grande con respecto a los valores medios lo que representa una dispersión de datos alta. Los resultados son mostrados en la tabla 7.

En los métodos de descomposición se utilizan varios parámetros que también proporciona una optimización en la búsqueda para la representación; es así como en MOF el parámetro  $\alpha$  para el gradiente conjugado es  $1e-5$ , en MP el parámetro de fracción mínima de la señal de entrada es  $1e-2$ , en BP, se utilizan varios parámetros: una brecha de tolerancia de valor  $1e-2$ , el parámetro para el gradiente conjugado  $1e-1$  y un parámetro de regularización  $1e-4$ .

Cuadro 7: Método de representación dispersa utilizando diccionarios. Resultados clasificación para grupo multiclase sismo Local - Regional - Telesismo, con clasificador SVM

Diccionario	Método de descomposición	nivel	F. madre	SVM precisión $\pm$ STD
CP	MP	2	No	$84.0530 \pm 2.5585$
	MOF	2	No	$81.7333 \pm 3.7350$
	<b>BOB</b>	<b>2</b>	<b>No</b>	<b><math>91.2800 \pm 3.3234</math></b>
	BP_Interior	2	No	$82.5067 \pm 3.0463$
WP	MOF	2	db3	$87.2800 \pm 3.2460$
	MP	2	No	$84.9067 \pm 3.9630$
	BOB	2	db3	$82.2400 \pm 4.0605$
	BP_Interior	2	db3	$87.7867 \pm 3.1686$

Con la utilización de superdiccionario CD+WP, el mejor resultado obtenido es por el método de descomposición Basis Pursuit (BP), donde el superdiccionario configurado no se relaciona con ningún filtro, con una precisión de 92.64 y una desviación estándar de 2.3827. Cuando se utiliza el filtro pasa alto y pasa bajos de los datos, la precisión baja notablemente, mientras que una configuración de filtro pasa altas o sin filtrado la precisión es grande. Los parámetros trabajados son los mismos que en los diccionarios, pues de estos es que se construye el superdiccionario.

Cuadro 8: Método de representación dispersa utilizando super diccionario. Resultados clasificación para grupo multiclase sismo Local - Regional - Telesismo, con clasificador SVM

Método de descomposición,	Niveles	Filtro	Super Diccionario	SVM precisión $\pm$ STD
MOF	2	0	CP+WP	91.4133 $\pm$ 2.7360
		qmf	CP+WP	87.1467 $\pm$ 3.2744
		Hi_D	CP $\pm$ WP	92.3467 $\pm$ 2.6229
MP	2	0	CP+WP	91.4133 $\pm$ 2.7360
<b>BP</b>	<b>2</b>	qmf	CP+WP	89.3333 $\pm$ 3.1182
		Lo_D	CP+WP	83.6533 $\pm$ 3.8551
		Hi_D	CP+WP	87.1735 $\pm$ 2.4965
		<b>0</b>	<b>CP+WP</b>	<b>92.6400<math>\pm</math>2.3827</b>

#### 11.4. Resultados Deformación Dinámica en el Tiempo (DTW) y Deformación Canónica en el Tiempo (CTW)

Para los resultados con el método DTW se presentan en la tabla 9, para los resultados se utiliza una matriz resultante una matriz de similitud donde la generación se hizo con la distancia euclidiana entre las dos señales [25]. con valores sobresalientes en el inventariado de 10 ms, traslape del 90 %, muestreo de 1024, se obtiene una precisión del 95.6556 % y una desviación estándar de 1.1470 lo que indica un método confiable. En el método CTW, donde la matriz de resultados es a matriz de correlación canónica, obteniéndose resultados por encima del 99 % y desviaciones estándar por debajo del 1 % lo que muestra que este método es muy preciso. Observe que el método CTW restringe la energía, de forma tal que una relación de energía cercana a 1 se relaciona con DTW y una regularización de parámetros relacionado con el CCA, en este caso el valor es de 0.6. con valores mas bajos de regularización la precisión baja considerablemente. La tabla 9 representa el método DTW y STW para clasificación multiclase.

Cuadro 9: Método DTW y CTW. Resultados clasificación para grupo multiclase sismo Local - Regional - Telesismo, con clasificador SVM

DTW			
Características STFT			Matriz de similitud
ventana	traslape	muestreo	SVM precisión $\pm$ STD
50 ms	50 %	1024	86.2222 $\pm$ 3.0532
5ms	40 %	512	87.5333 $\pm$ 3.7448
5 ms	70 %	512	87.4444 $\pm$ 3.9857
10 ms	70 %	1024	92.0444 $\pm$ 2.8953
<b>10 ms</b>	<b>90 %</b>	<b>1024</b>	<b>95.6556<math>\pm</math>1.1470</b>
CTW			
Energía	Regularización	SVM precisión $\pm$ STD	
1	0.6	99.1200 0.9938	
<b>0.8</b>	<b>0.6</b>	<b>99.1467 0.9622</b>	
0.6	0.6	98.8800 1.1224	
0.9	0.5	77.3333 4.4671	
0.6	0.5	79.7391 5.6661	

Observe que en la figura 11, se muestra la trayectoria de 2 sismos locales, se toma el sismo local 1 y el sismos local 2 de la base de datos para esta prueba, observe que el traslape menor figura 11.b hace que la resolución sea muy pobre de forma tal que la trayectoria no es optima; la ventana 11.c muestra una trayectoria mas detallada, el tiempo es más largo lo que hace que el resultado no sea tan óptimo, sin embargo la figura 11.a da el mejor resultado global para la clasificación multiclase, Este resultado se puede corroborar con los resultados obtenidos y mostrados en la tabla 9.

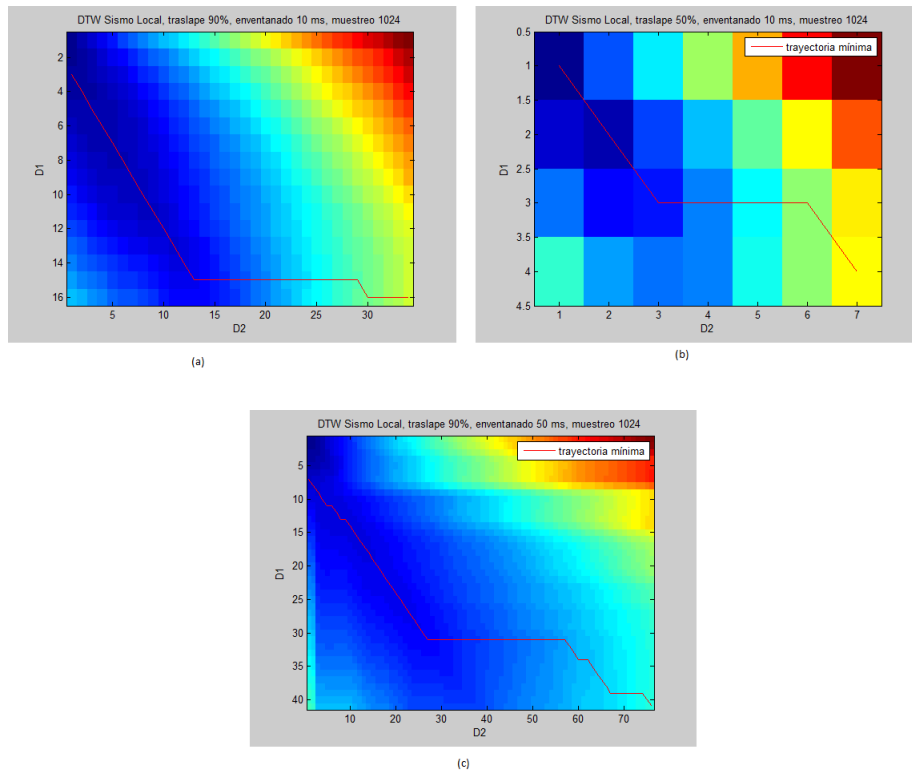


Figura 11: Ejemplo DTW en 2 señales sísmicas locales. Variación características STFT. Fuente: presentación propia de los autores.

## 11.5. Discusión

En resumen se pueden obtener los mejores resultados conseguidos, para ser representados en la tabla 10.

Cuadro 10: Resumen de los resultados de los mejores métodos para clasificación multiclase sismos locales- regionales y telesísmos

Metodología	Método		Características	SVM precisión $\pm$ STD
Clásica	STFT	500 ms, 90 %, 512	energ, var, min, max	67.4133 $\pm$ 4.3532
	WD	biortogonal 2 niveles	energ, var, min, max	57.4933 $\pm$ 3.9831
Umbralización	Universal	biortogonal, suave, pond	energ, var, min, max	56.5867 $\pm$ 4.1132
Diccionario	BOB	CP, 2 niveles	energ, var, min, max	91.2800 $\pm$ 3.3234
Super Diccionario	MP	CP+WP, 2 niveles	energ, var, min, max	93.0103 $\pm$ 2.7807
DTW	STFT	10 ms, 90 %, 1024	matriz similitud	95.6556 $\pm$ 1.1470
<b>CTW</b>		<b>energ: 0.8, regul: 0.6</b>	<b>CCA</b>	<b>99.1467 <math>\pm</math> 0.9622</b>

Tomando en general todos los métodos estudiados sobre las bases de datos proporcionadas podemos destacar lo siguientes resultados:

1. De los métodos clásicos el de mejor resultado fue la STFT, lo que da idea que las señales sísmicas tienen una gran componente discriminante en la frecuencia. Los niveles de descomposición wavelet mas bajos son los que mayor información tiene. Los descriptores estadísticos mas representativos son la energía, la varianza, el valor mínimo y el valor máximo.
2. Los resultados por el método de umbralización son muy cercanos a los métodos clásicos, inclusive son menores, y la desviación estandar son uy parecidas, lo que muestra que la dispersión de los datos son similares.
3. Comparando los resultados obtenidos en los metodos STFT, wavelet discreta y umbralización, con los métodos más robustos de representación dispersa y ajuste en el tiempo y en el espacio, se observa que las diferencias son muy grandes, mejorando la clasificación de valores de precisión menores de 70 % a mayores de 90 %. En cuanto a la dispersión de los datos, los únicos métodos que representan dispersiones menores que 1.2 son los métodos de ajuste en el tiempo DTW y CTW.
4. El mejor método de descomposición para señales sísmicas utilizando diccionario CP o WP, fue el BOB con diccionario CP, teniendo un buen desempeño, siendo este del 91.28 % y una exactitud de 3.3234 lo que hace que el método sea robusto, esto concuerda con el estado del arte, donde se dice que los resultados pueden estar muy cercanos a los de BP, cuando las bases son ortogonales [8]. Utilizando súper diccionarios MP+CP, todos los métodos aumentaron su desempeño, este resultado era el esperado ya que se puede ajustar mejor los coeficientes del átomo. El mejor método de descomposición fue el MP con 93.0103 $\pm$  2.7807 de desempeño, resultados muy cercanos a los obtenidos con el método BP (92.6400  $\pm$  2.8509).

5. El uso de filtros LPF y HPF no representan ayuda alguna, las señales sísmicas en general tienen gran aporte ruidoso, por lo que descartar coeficientes de detalle de los bajos niveles puede ser un error, pues se pierde mucha información.
6. El método DWT con una matriz de similitud, tiene un desempeño satisfactorio de 95.6556 % y 1.1470 de exactitud, lo que indica que el método es de una buena precisión,
7. El método CTW mejora al método DTW con una precisión del 99.1467 % y una desviación del 0.9622 %, esto nos indica que la transformación lineal en el espacio y la transformación en el tiempo, de una forma iterativa, clasifica mucho mejor los sismos.
8. El mejor de todos los métodos comparados es el CTW, puesto que el análisis de correlación canónica planteada, mejora el desempeño del reconocimiento de los sismos.

## 12. Conclusiones

En este trabajo presentamos la comparación de 3 metodologías de clasificación dinámica, adaptada al reconocimiento automático de sismos locales, regionales y telesismos, de este se puede concluir que:

Primero, utilizando el método de caracterización dinámica por umbralización de coeficiente wavelet obtenidos a partir de la función madre biortogonal; en los niveles de detalle más bajos se encuentra información relevante, que puede caracterizar las señales sísmicas de cada tipo; la umbralización universal, suave es donde se obtiene los mejores resultados de clasificación, el tipo de ponderación (escalamiento) utilizado influye notablemente en los resultados, ya que los mejores resultados se obtienen en una ponderación de primer nivel (sln), lo que confirma la afirmación de que en estos niveles está la información discriminante de cada tipo de sismo. Un umbral grande puede producir gran cantidad de coeficientes cero, destruyendo valores de detalle. El método de umbralización utilizado en el reconocimiento de los 3 tipos de sismos, no es un buen método de caracterización dinámica, pues los resultados no superan el 57 %.

Segundo, utilizando el método de caracterización dinámica por representación dispersa utilizando diccionarios WP, CP y un superdiccionario CP+WP, en donde se probaron 4 técnicas de representación dispersa MOF, MP, BOB y BP buscando representar las señales sísmicas con menor número de coeficientes necesarios para construir espacios sobrecompletos; se obtuvieron resultados que permitieron el reconocimiento de los sismos locales, regionales y telesismos, con una precisión de más del 90 % utilizando diccionario CP utilizando el método BOB y mayor al 93 % utilizando superdiccionario CP+WP con el método MP.

Tercero, utilizando la metodología de caracterización dinámica por medio del ajuste dinámico en el tiempo (DTW) y Caninical Time Warping (CTW), para el reconocimiento de las tres clases de sismos, se ajustaron cada clase de señal



a una sola perteneciente a la clase, tomada como modelo por ser la de menor longitud. Con la aplicación de la técnica DTW obtuvieron resultados del 95 %. y con la utilización del método CTW, donde extiende al DTW con la adición de un mecanismo de selección de características y permite el alineamiento de las señales de diferente dimensionalidad, se obtuvieron resultados mayores al 99 %.

Vale la pena aclarar que se utilizó un algoritmo de aprendizaje como es el SVM, para obtener los resultados comparativos.

## Referencias

- [1] D. Herrera, "Características de la sismicidad y estructura interna de la tierra. instituto geofísico del peru, centro nacional de datos y sismologia," Instituto Geofísico del Perú. Centro Nacional de Datos Geofísicos, Tech. Rep., 2007.
- [2] L. Perez, *Comparación del sistema manual y automático para localización de eventos sísmicos en la red sismológica de Panamá*, OSOP, Ed. OSOP S.A., 2014.
- [3] C. Aguirre, "Clasificación automática de señales sísmicas para el observatorio sismológico de la universidad del quindío." *Universidad del Quindío*, 2010, trabajo de grado para optar por el título de ingeniero electrónico.
- [4] Y. C. M. U. P. Quang, P. Gaillard, "Detection and classification of seismic events with progressive multichannel correlation and hidden markov models," *Elsevier. Computers & Geosciences*, 2015.
- [5] C. T. M. Gómez, A. Orozco, "Análisis de espectros singulares (ssa) aplicado a la caracterización de señales sísmicas," in *STSIVA XX simposio de tratamiento de señales , imagenes y visión artificial*, 2015.
- [6] G. A. J. Havskov, *Instrumentation in earthquake seismology*, A. Board, Ed. Springer, 2010.
- [7] I. M. J. David L. Donoho, "Ideal denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases," *Technical Report, Department of Statistics, Stanford University.*, 1992.
- [8] M. A. S. Scott Shaobing Chen, David L. Donoho, "Atomic decomposition by basis pursuit," *Society for industrial and applied mathematics*, 2001.
- [9] J. Peterson, *Observations and modeling of seismic background noise*, U. G. survey, Ed. New Mexico, 1993.
- [10] B. B., *Earthquakes fifth edition*, A, Ed. WH an Company, 2003.
- [11] G. C. C. B. n. d. l. T. Isaac Alvarez, Luz Garcia, "Discriminative feature selection for automatic classification o volcano seismic signal," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012.
- [12] M. C. R. R. S.J. Rastin, G. Coghil, "Iterative coupling of standar dised earthquake detection and wavelet thersholding to determine simplified earthquake event waveform (seew)," *10th International Conference on information science, Signal Processing and their applications*, 2010.
- [13] K. K. R. C. Narasimha Prasad L V, Shankar Murthy P, "Analysdecomposition for erathquake detection using primary waves and secondary waves." *IEEEExplorer*, 2013.

- [14] A. M. R. Nasim Karanzade, Gholam Javan Doloei, "Automatic earthquake signal on set picking based on the continous wavelet transform," *IEEE Transactions on Geoscience an remote sensing*, 2013.
- [15] H. M. B. Y. J. D. Hongbo Lin, Yue Li, "Matching pursuit spacial trace time frequency peak filtering for seismic random noise attenuation," *IEEE geoscience and remote sensing letters*, 2015.
- [16] A. S. S. Azadi, "S-transform based p-wave and s-wave arrival times measurements toward earthquake locating," *IEEE*, 2011.
- [17] V. K. G. Sandip Das, "A wavelet-based parametric characterization of temporal features of earthquake accelerograms," *Elsevier*, 2011.
- [18] S. Gaci, "The use of wavelet'based denoising techniques to enhanced the first- arrival picking on seismic traces." *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing.*, 2014.
- [19] C. Jiménez, "Procesamiento digital de seÑales sísmicas con matlab," *Revista de Investigación de Física. Universidad Nacional del Perú*, 2007.
- [20] D. Donoho, "Denoising by soft tresholding," *Department of Statistics Stanford University*, 1992.
- [21] M. Elad, *Sparse and Redundant Representations*, S. S. Media, Ed. Springer, 2010.
- [22] N. F. G. Le Touzé, P. Cristini, "Wavefield extraction using multichmulti chirplet decomposition," *JASA Express letters*, 2010.
- [23] M. S. Ali Gholami, "A fast and automatic sparse deconvolution in the presence of outliers," *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 2012.
- [24] A. V. I. Rozenberg, I. Cohen, "Performance measures for sparse spike inversion vs. basis pursuit inversion," *IEEE. Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel*, 2014.
- [25] D. Ellis, "Dynamic time warp (dtw) in matlab. 2003."
- [26] F. d. l. T. Feng Zhou, "Canonical time warping for aligment of human behavoir," in *Advances in Neural Information Processing Systems 22*, 2009.
- [27] F. D. L. T. F. Zhou, "Generalized time warping for multi-modal alignment of human motion," *IEEE explorer*, 2012.
- [28] M. v. d. B. Roberto H. Herrera, "Automated seismic-to-well ties using dynamic time warping," in *AAPG Datapages/Search and Discovery Article*, 2012.

- [29] L. O. J. Havskov, *Routine data processing in earthquake seismology*, S. science and business media, Eds. Springer, 2010.
- [30] Y. Z. Q. G. F. W. Hong Fan, Qingfeng Meng, "Matching pursuit based on nonparametric waveform estimation," *Elsevier. Digital signal processing*, 2009.
- [31] M. O. C.A. Chu, "Fixed combining of classifiers for discriminating seismic volcanic signal." *Scielo*, 2010.
- [32] H. R. Sergi Ventosa and L. Duval, "coherent noise removal in seismic data with redundant multisacle directional filters." *IEEEExplore*, 2011.
- [33] M. K. Amir Z. Averbuch, Valery A. Zheludev, "Deconvolution by matching pursuit using spline wavelet packet dictionaries," *Elsevier*, 2011.
- [34] S. C. H. Sakoe, "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," *IEEE Transactions*, 1978.
- [35] D. Hale, "Dynamic warping of seismic images," Center for Wave Phenomena, Colorado School of Mines, Golden CO 80401, USA, Tech. Rep., 2013.
- [36] A. D. Katarzyna Barczewska, "Comparison of methods for hand gesture recognition based on dynamic time warping algorithm." in *Computer Science and Information Systems*, 2013.
- [37] A. K. Sandeep S.Jambhale, "Gesture recognition using dtw & piecewise dtw and piecewisw dtw," *IEEE Xplore*, 2014.
- [38] A. O. G. Castellanos, *Análisis de señales y sistemas*, UTP, Ed. Universidad Nacional de Colombia. Universidad Tecnológica de Pereira, 2006.
- [39] M. P. E. Keogh, "Scaling up dynamic time warping for data applications," *KDD*, 2000.
- [40] B. Antoniadis, "Wavelet estimators in nonparametric regression: A comparative simulation study," Laboratoire Imag- LMC. University Joseph Fourier, France, Tech. Rep., 2001.
- [41] S. Sardy, "Automatic smoothing with wwavelet for wide class of distributions," *Journal of computational and graphical statistics*, 2003.
- [42] A. Roche, *Tesis de maestría en Ingeniería matemática*, UDELA, Ed. Facultad de ingeniería, UDELA, 2009.
- [43] J. B. B. Fisher, V. Roth, "Time- series alignment by non-negative multiple generalized canonical correlation analysis," *BMC Bioinformatic*, 2007.
- [44] M. A. Michael Elad, "Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries," *IEEE transaction on image processing*, 2006.

- [45] S. W. Zhao Tianzi, “An application of matching pursuit time- frequency decomposition method using wavelet dictionaries,” *Springer and China University of Petroleum*, 2012.
- [46] M. B. J. L. M. Orozco, P. Castro, “The dtw based representative space for seismic pattern classification,” *Elsevier*, 2015.